

Grado Universitario en Ingeniería Electrónica Industrial y
Automática
2017-2018

Trabajo Fin de Grado

“Análisis y filtrado de datos de Sistema de Navegación por satélite para navegación autónoma de vehículos”

David Puertas Ramírez

Tutor

David Martín Gómez

Leganés, octubre 2018



Esta obra se encuentra sujeta a la licencia Creative Commons **Reconocimiento – No Comercial – Sin Obra Derivada**

RESUMEN

La presente Memoria corresponde al estudio realizado sobre la utilidad de los Sistemas de Posicionamiento Global aplicados a un vehículo de navegación autónoma, siendo un vehículo autónomo aquel que es capaz de guiarse en el entorno sin necesidad de un conductor.

Para calcular la trayectoria deseada, se ha elaborado un programa que usa los datos del receptor GPS para calcular la trayectoria real del vehículo. Este cálculo es necesario debido a las limitaciones de la tecnología GPS ya que es susceptible a multitud de errores de medición, lo que da lugar a que estos datos no puedan ser usados directamente. En concreto, se usa un receptor de GNSS NovAtel, empleando técnicas de filtrado de datos y filtrado de Kalman para realizar un procesamiento de los datos usando el programa MATLAB.

A modo de introducción, se explican las diferentes tecnologías y sistemas que se vayan a usar para realizar el programa. Empezando con las tecnologías GPS, se describe su funcionamiento y las partes de los Sistemas de Posicionamiento Global, además de las fuentes de error a las que están expuestos los sistemas GPS. Posteriormente, se explica el funcionamiento de la recolección de datos del receptor GNSS NovAtel empleado. A continuación, se analiza la representación de los datos en un plano mediante Coordenadas Geográficas, que son la forma de entender y representar los datos obtenidos. Finalmente, se presentan las ideas generales del filtro de Kalman, desarrollando también el modelo dinámico utilizado.

Una vez la parte más teórica de este trabajo fin de grado se haya realizado, se explican los métodos que se han usado para realizar el trabajo. Componiéndose estos de la gestión de los datos obtenidos del receptor GPS, su representación en un plano para poder realizar un análisis y finalmente una explicación de los pasos a seguir al realizar los diferentes filtrados necesarios para obtener un sistema funcional.

Una vez se hayan presentado todos los cálculos de las posiciones, se realiza un análisis de los resultados para determinar la viabilidad de un sistema de navegación autónoma que use solamente los datos GPS. Se estudian los casos en los que se observan diferentes comportamientos en la respuesta de nuestro sistema y se extraen conclusiones de estos resultados.

Por último, el trabajo concluye estudiando la viabilidad final del sistema en el mundo real y se realizan diversas propuestas de diferentes trabajos y líneas de investigación futuras, así como posibles mejoras que se pueden realizar a nuestro sistema.

Palabras Clave

GPS; GNSS; NovAtel; Filtro de Kalman; MATLAB; Navegación Autónoma

CONTENIDO

RESUMEN	3
PALABRAS CLAVE	3
1. INTRODUCCIÓN	9
1.1. MOTIVACIÓN DEL TRABAJO	9
1.2. OBJETIVOS	9
1.3. ESTRUCTURA DEL TRABAJO	10
1.4. MARCO TEÓRICO.....	11
1.4.1. SISTEMA DE POSICIONAMIENTO GLOBAL (GPS)	11
1.4.1.1. SEGMENTOS	11
1.4.1.1.1. SEGMENTO ESPACIAL.....	11
1.4.1.1.2. SEGMENTO DE CONTROL	13
1.4.1.1.3. SEGMENTO DEL USUARIO	13
1.4.1.2. SISTEMAS DE AUMENTACIÓN	14
1.4.1.3. SISTEMA GLOBAL DE NAVEGACIÓN POR SATÉLITE (GNSS)	14
1.4.1.4. FUENTES DE ERROR /IMPRECISIONES EN LOS SISTEMAS GPS	14
1.4.1.4.1. ERRORES DE RANGO EQUIVALENTE DE USUARIO (UERE).....	15
1.4.1.4.2. DILUCIÓN DE PRECISIÓN (DOP).....	16
1.4.2. RECEPTOR GNSS NOVATEL.....	17
1.4.3. COORDENADAS GEOGRÁFICAS.....	20
1.4.4. FILTRO DE KALMAN	22
1.4.4.1. MODELOS DINÁMICOS PARA EL FILTRADO DE KALMAN.....	23
1.4.4.1.1. MODELO DE VELOCIDAD CONSTANTE.....	23
1.4.4.1.2. MODELO DE ACCELERACIÓN CONSTANTE	25
1.4.4.1.3. ECUACIONES DEL FILTRO DE KALMAN EN DIAGRAMAS DE BLOQUES.....	27
2. MÉTODOS.....	28
2.1. GESTIÓN DE DATOS.....	28
2.2. REPRESENTACIÓN DE DATOS.....	31
2.3. FILTRADO INICIAL DE DATOS	32
2.4. FILTRADO DE KALMAN	33
3. RESULTADOS	36
3.1. DESCRIPCIÓN GENERAL.....	36
3.2. ZONA DE CARRETERA.....	38
3.3. ZONA URBANA.....	44
3.3.1. TRAMO RECTO CON ARBOLEDA	44
3.3.2. CURVA LIGERA CON ARBOLEDA	45
3.3.3. EDIFICIOS LATERALES	46
4. CONCLUSIONES.....	47
4.1. VISIÓN GENERAL DEL TRABAJO.....	47
4.2. CONCLUSIONES SOBRE LOS RESULTADOS.....	47
4.3. CONCLUSIONES GENERALES	48
4.4. TRABAJOS FUTUROS.....	48

5. MARCO REGULADOR Y ENTORNO SOCIOECONÓMICO	50
5.1. MARCO REGULADOR.....	50
5.2. ENTORNO SOCIOECONÓMICO	51
5.2.1. PRESUPUESTO.....	51
5.2.2. IMPACTO SOCIOECONÓMICO	52
BIBLIOGRAFÍA	53
ANEXO I: CÓDIGO	54
1. FUNCIÓN IMPORTACIÓN DATOS	54
2. CREACIÓN DE VARIABLES	57
3. BUCLE PRINCIPAL	58

ÍNDICE TABLAS

TABLA 1. REGISTRO DE VELOCIDAD BESTVEL	18
TABLA 2. REGISTRO DE POSICIÓN BESTPOS	19
TABLA 3. RESULTADOS ZONA DE CARRETERA.....	38
TABLA 4. COMPORTAMIENTO DEPENDIENDO DE LA PRECISIÓN.....	39
TABLA 5. COSTE PROYECTO	51

ÍNDICE FIGURAS

FIG. 1. TABLA DE REGISTROS EN MATLAB.....	30
FIG. 2. FILTRO DE KALMAN APLICADO A TODA LA TRAYECTORIA. FILTRADO DE POSICIONES NO CALCULADAS.....	34
FIG. 3. FILTRO DE KALMAN APLICADO A TODA LA TRAYECTORIA. FILTRADO DE POSICIONES CALCULADAS CON MENOS DE 8 SATÉLITES.	34
FIG. 4. RESULTADOS DE TODA LA TRAYECTORIA. FILTRO DE KALMAN SOLO EN ZONAS CON PÉRDIDA DE DATOS GPS.	36
FIG. 5. RESULTADOS ZONA DE CARRETERA.	37
FIG. 6. RESULTADOS ZONA URBANA.	37
FIG. 7. ZONA DE CARRETERA. CASO 14.	39
FIG. 8. ZONA DE CARRETERA. CASO 7.....	40
FIG. 9. ZONA DE CARRETERA. CASO 13.	41
FIG. 10. ZONA DE CARRETERA. CASO 9.....	42
FIG. 11. ZONA DE CARRETERA. CASO 16.	43
FIG. 12. ZONA URBANA. TRAMO RECTO CON ARBOLEDA.	44
FIG. 13. ZONA URBANA. CURVA LIGERA CON ARBOLEDA.	45
FIG. 14. ZONA URBANA. EDIFICIOS LATERALES.....	46
FIG. 15. ZONA URBANA. CURVA LIGERA CON ARBOLEDA. SÓLO POSICIONES USADAS POR EL FILTRO DE KALMAN.	46

1. INTRODUCCIÓN

1.1. Motivación del Trabajo.

Este trabajo viene motivado por el interés en desarrollar métodos alternativos a los sistemas de navegación autónoma actuales, ya que dichos sistemas, aunque cumplen su cometido, la mayor parte resultan muy aparatosos de instalar en un vehículo. Puesto que, por norma general, es necesario instalar y calibrar los sistemas sensoriales en el vehículo, además de integrarlos en el diseño de este [1].

Por ello, se propone desarrollar un sistema de navegación autónoma que use solamente un receptor GPS como base para el cálculo de la posición del vehículo. El objetivo que se pretende conseguir es aportar una mayor fiabilidad de los datos de posición GPS para el cálculo de trayectorias. Esto es debido a que, en la actualidad, la tecnología GPS conlleva limitaciones y es susceptible a multitud de errores de medición, lo que da lugar a datos que no pueden ser usados directamente en la navegación autónoma.

Con este propósito se investigarán las tecnologías de los Sistemas de Posicionamiento Global para entender sus ventajas y limitaciones a la hora de su aplicación en la navegación autónoma. Para poder realizar un análisis de los resultados, también se estudiará las formas de representación de las coordenadas en un mapa. Por último, se buscará comprender el comportamiento de diferentes tipos de filtrado de datos, incluyendo el filtro de Kalman, cuando se aplican a diferentes situaciones de la navegación autónoma.

1.2. Objetivos.

El objetivo principal de este proyecto es desarrollar las bases de un sistema de navegación autónoma usando un receptor GPS. Para conseguir esto, se investigan los posibles filtros que se puedan aplicar a los datos que un receptor de GPS proporciona con el fin de guiar a los vehículos de conducción autónoma de modo fiable en los tramos donde no exista buena señal de GPS. Estos tramos serán principalmente túneles y puentes ya que impiden al receptor GPS obtener una posición precisa.

Para lograr este objetivo, se definen los siguientes objetivos específicos:

1. Entender las bases teóricas del proyecto, incluyendo los Sistemas de Posicionamiento Global, la representación de posiciones en el plano y el filtrado de Kalman.
2. Gestionar los datos del receptor GPS NovAtel.
3. Aplicar las bases teóricas para realizar los cálculos necesarios sobre los datos de posicionamiento.
4. Representar dichos datos en un plano, y mediante este, realizar un análisis detallado de los resultados.

Para llevar a cabo el proyecto se ha usado un registro de un trayecto por la zona de Leganés, Madrid. Este trayecto incluye zonas urbanas y de carretera, permitiéndonos analizar gran variedad de situaciones, lo que determinará la efectividad del sistema propuesto.

1.3. Estructura del trabajo

Este trabajo se ha organizado en cuatro capítulos, los cuales se describen a continuación. El primer capítulo corresponde a la fundamentación teórica que sirve de base a esta investigación. Se revisan y explican las diferentes tecnologías y sistemas que se usan en la realización del programa, incluyendo las tecnologías GPS, su funcionamiento y partes de los Sistemas de Posicionamiento Global. Además, se hace referencia a las fuentes de error a las que están expuestos los sistemas GPS. Posteriormente se describe el funcionamiento de la recolección de datos del receptor GNSS NovAtel que se ha usado en este estudio. A continuación, se presenta el concepto de Coordenadas Geográficas, que son la forma de representación de los datos en un plano ya que es importante para entender y representar los datos que se van a analizar. Seguidamente se explican las ideas generales del filtro de Kalman, así como el desarrollo del modelo dinámico que se va a aplicar. Finalmente, se exponen las ecuaciones del filtro de Kalman en las que se basa el filtrado de los datos obtenidos en este estudio.

El segundo capítulo de este trabajo corresponde a los métodos que se han usado en este estudio. Esta sección incluye la descripción de la gestión de los datos obtenidos del receptor GPS, su representación en un plano para poder realizar un análisis y finalmente una descripción de los pasos a seguir al realizar los diferentes filtrados necesarios para obtener un sistema funcional.

Una vez realizados todos los cálculos de las posiciones, en el tercer capítulo de la presente memoria se realiza un análisis de los resultados obtenidos para determinar la viabilidad de un sistema de navegación autónoma que utilice solamente los datos GPS. Se estudian casos en los que se observan diferentes comportamientos en la respuesta de nuestro sistema y se extraen conclusiones de estos resultados.

Por último, en el capítulo cuarto se presenta la conclusión de este trabajo de fin de grado estudiando la viabilidad final del sistema en el mundo real. Asimismo, se presentan diversas propuestas de diferentes trabajos futuros y mejoras que se puedan realizar al sistema propuesto. El trabajo incluye además la bibliografía correspondiente y el anexo con los datos específicos sobre el código aplicado, la función de importación de datos y las variables.

1.4. Marco Teórico

1.4.1. Sistema de Posicionamiento Global (GPS)

Entender el funcionamiento de los sistemas GPS es de vital importancia si queremos realizar un buen estudio, ya que podremos comprender el funcionamiento del sistema que implementemos.

El GPS o Sistema de Posicionamiento Global es un sistema que permite proporcionar a los usuarios servicios de posicionamiento, navegación y sincronización. La precisión de estas varía dependiendo de la localización del usuario y el receptor GPS, entre otros.

El principio de operación del GPS consiste en que los satélites navegan en unas órbitas totalmente predeterminadas, cada uno de los satélites posee un reloj atómico y emiten hacia la tierra el tiempo que lee este reloj. En la tierra, un receptor GPS recibe esta información de varios satélites (al menos 4) y mediante la diferencia de tiempos de cada uno de los satélites y el tiempo “real” se puede triangular la posición del receptor GPS.

Los relojes a bordo de los satélites deben estar sincronizados entre sí y respecto a una estación en la tierra. Es importante que los relojes sean lo más precisos posibles para evitar errores en el cálculo de la posición, cualquier error sobre el tiempo “real” que miden los satélites es corregido a diario mediante la estación central en la Tierra.

El sistema GPS se compone de 3 segmentos: Segmento Espacial, Segmento de Control y Segmento del Usuario. El segmento espacial consiste en el conjunto de satélites que orbitan la tierra enviando señales unidireccionales que permiten determinar la posición y el tiempo actual del satélite en cuestión. El segmento de control consiste en una red global de estaciones de control y monitorización que mantienen los satélites en las órbitas correctas, ajustan los relojes a bordo de los satélites, hacen un seguimiento de los satélites, actualizan los datos de navegación y vigilan el estado y salud de todos los satélites. El segmento del usuario consiste en el llamado receptor GPS, este recibe señales de los satélites GPS y usa la información transmitida para calcular la posición en tres dimensiones y el tiempo. La siguiente información está basada en [2].

1.4.1.1. Segmentos

1.4.1.1.1. Segmento Espacial

La constelación de satélites GPS es propiedad de la Fuerza Aérea de los Estados Unidos, y esta se compromete a tener al menos 24 satélites operativos un 95% del tiempo. Los satélites orbitan a una altura aproximada de 20.200 Km y cada satélite completa 2 revoluciones a la Tierra a diario. Los satélites están organizados en 6 planos orbitales igualmente espaciados, cada plano es ocupado por 4 satélites. Esto resulta en una base de 24 satélites de los cuales al menos 4 son visibles desde cualquier punto de la Tierra en todo momento.

Normalmente, hay más de 24 satélites en órbita, lo que mejora el funcionamiento del GPS y asegura que se mantenga un funcionamiento mínimo. Hoy en día existen 31 satélites operacionales en órbita, sin incluir aquellos fuera de servicio o los satélites en órbita de repuesto.

La constelación de satélites GPS es propiedad del gobierno de EEUU, y no requiere al usuario transmitir ningún dato a los satélites y funciona sin necesidad de recepción telefónica o internet, lo que lo hace extremadamente versátil para multitud de situaciones. Inicialmente el GPS fue un proyecto de uso militar creado por el Departamento de Defensa de EEUU, fue abierto para uso civil a partir de los años 80. Al ser propiedad de EEUU, el GPS consta de un sistema llamado “Disponibilidad Selectiva”, que les permitía incluir cierto grado de aleatoriedad a las señales de los satélites para evitar que otros países usasen esta tecnología en su contra; a partir de mayo del año 2000, esta capacidad quedó en desuso.

Los tipos de satélites GPS más recientes son:

- **GPS IIA:** lanzados entre 1990 y 1997. Tienen una vida útil de 7.5 años. Poseen dos tipos de códigos: C/A y P. El código C/A o “Coarse Acquisition” se transmite en la frecuencia L1 (1575.42 MHz) y es para uso civil. El código P o “Precise” se transmite en las frecuencias L1 y L2 (1227,6 MHz) y es para uso militar.
- **GPS IIR:** lanzados entre 1997 y 2004. En estos satélites se implementó una monitorización del reloj a bordo.
- **GPS IIR-M:** lanzados entre 2005 y 2009. Usaban las señales anteriores, se añadió una segunda señal de uso civil en la frecuencia L2 (L2C) y un nuevo código M para uso militar con una mayor resistencia a interferencias.
- **GPS IIF:** lanzados entre 2010 y 2016. Poseen una mejor vida útil de 12 años, relojes atómicos avanzados y mejoran en precisión, intensidad de señal y calidad respecto a los modelos anteriores. Además de las señales anteriores, también implementan una tercera señal de uso civil en la frecuencia L5 (1176,45 MHz).
- **GPS III/IIIF:** estos satélites están en producción con un lanzamiento previsto a partir de 2018. Mejoran la fiabilidad, precisión e integridad de las señales, su vida útil aumenta a los 15 años y eliminan la disponibilidad selectiva. Añaden una cuarta señal de uso civil en la frecuencia L1 (L1C). En los GPS IIIF (“Follow-On”) se añaden reflectores láser y la capacidad de realizar misiones de búsqueda y rescate.

1.4.1.1.2. Segmento de Control

El segmento de control GPS consiste en una red global de instalaciones en tierra que rastrea los satélites, controla sus transmisiones, realiza análisis y envía comandos y datos a la constelación de satélites.

Actualmente el segmento de control se compone de una estación de control maestro, 11 antenas en tierra y 16 estaciones de monitoreo.

Las estaciones de monitoreo usan receptores GPS para rastrear los satélites GPS que pasan por encima de estas. Estas estaciones recopilan señales de navegación y la distancia entre la estación y el satélite además de datos atmosféricos. Toda esta información es enviada a la estación de control maestro.

La estación de control maestro se encarga de proporcionar comandos para controlar la constelación GPS usando los datos globales de las estaciones de monitoreo. Además, se asegura de la integridad, salud y precisión de la constelación de satélites; realizando el debido mantenimiento y resolución de problemas para mantener el sistema en buen estado. Como medida de seguridad, existe una segunda estación de control maestro en caso de que la principal falle.

Las antenas de tierra se encargan de conectar la estación de control maestro a la constelación de satélites, envían comandos, datos de navegación y programas a los satélites. Se comunican mediante Banda-S y en caso de anomalía pueden proporcionar una solución rápidamente.

1.4.1.1.3. Segmento del Usuario

El segmento de usuario se corresponde con los receptores GPS. Estos se pueden encontrar en multitud de aparatos electrónicos como teléfonos móviles, relojes, o coches. Las aplicaciones del GPS son muy diversas, algunas de ellas son: agricultura, aviación, estudio del medio ambiente, seguridad pública, ferrocarriles, carreteras, espacio, topografía y sincronización.

Los dispositivos GPS varían en sensibilidad, velocidad, vulnerabilidad a errores (propagación multitrayecto) entre otros parámetros de rendimiento. La potencia de las señales que llegan a los receptores GPS es muy pequeña, normalmente en torno a los -160dBW ya que las señales que emiten los satélites GPS son de 27 W (14.3dbW) y tienen que recorrer una distancia de 20.200 km. Al ser tan pequeñas estas señales es necesario integrar las señales GPS para eliminar el ruido. La principal diferencia entre un receptor GPS convencional y uno con alta sensibilidad es el tiempo que usan al realizar la integración; aquellos con alta sensibilidad podrán integrar las señales durante mayor tiempo, dando lugar a una mayor precisión. En algunos casos, estos receptores GPS de alta sensibilidad pueden usarse en interiores, siempre y cuando las señales no sean muy atenuadas debido a los materiales del edificio.

1.4.1.2. Sistemas de Aumentación

Un sistema de aumentación GPS es cualquier sistema que ayuda a proporcionar mayor precisión, integridad, disponibilidad o cualquier otra mejora en el posicionamiento, navegación y/o tiempo que no forma parte de los elementos básicos del sistema GPS. Se han realizado multitud de sistemas de aumentación, algunos de ellos son: NDGPS, SBAS, CORS, GDGPS, IGS.

- NDGPS (Nationwide Differential GPS System): consiste en sistemas diferenciales GPS marítimos para aumentar la precisión e integridad de las señales GPS en las zonas costeras de Estados Unidos.
- SBAS (Space Based Augmentation System): es un sistema de aumentación basado en el espacio System) que permite la navegación aérea a través de diferentes regiones. Los nombres dependiendo de las regiones son: WAAS (Norte América) MSAS (Japón), EGNOS (Europa) y GAGAN (India).
- CORS (Continuously Operating Reference Stations): se encarga de archivar y distribuir datos GPS del Sistema Nacional de Referencia Espacial de Estados Unidos para conseguir un posicionamiento más preciso.
- GDGPS (Global Differential GPS): sistema de alta precisión desarrollado por la NASA con intención de aplicarlo a misiones Espaciales. Con este sistema se puede conseguir una precisión inferior a los 10 cm
- IGS (International GNSS Service): red de más de 350 estaciones de monitorización GPS extendidas por todo el mundo.

1.4.1.3. Sistema Global de Navegación por Satélite (GNSS)

GNSS (Global Navigation Satellite System) es un Sistema Global de Navegación por Satélite, es decir, es el término genérico para la navegación por satélite. Este sistema incluye GPS (EEUU), GLONASS (Rusia), Galileo (Europa), BeiDou (China) y otros sistemas regionales.

1.4.1.4. Fuentes de Error /Imprecisiones en los Sistemas GPS

Si colocásemos un receptor GPS y midiéramos su posición a lo largo de 24 horas, podríamos englobar la mayor parte de los puntos dentro de una elipse. A pesar de que el receptor no ha sido movido, este ha medido posiciones diferentes. Dependiendo del tipo de receptor GPS, el radio de esta elipse variará, con un GPS de baja calidad tendremos un radio de hasta 10m, con un receptor de frecuencia única y habilitado con SBAS se podrá reducir el error a unos 3 metros, para un receptor de frecuencia dual de alta gama el error podrá reducirse a unos pocos centímetros [3].

Podemos distinguir dos tipos de fuentes que dan lugar a las imprecisiones: UERE (User Equivalent Range Errors) y DOP (Dilution of Precision), como se explica a continuación.

1.4.1.4.1. Errores de Rango Equivalente de Usuario (UERE)

Los Errores de Rango Equivalente de Usuario (UERE) son aquellos relacionados con las lecturas de tiempo y ruta de los satélites debido a anomalías en el hardware o interferencias en la atmósfera. Las fuentes de incertidumbre ordenados de mayor a menor importancia son las siguientes:

1. Reloj Satelital: los satélites usan relojes atómicos que poseen mucha precisión, pero a lo largo del día pueden desviarse del tiempo real. Para minimizar este error, se calculan correcciones en las estaciones de monitorización y se envía la corrección junto a la señal GPS a los receptores.
2. Interferencias en la Ionosfera: la densidad de la Ionosfera varía dependiendo del lugar, por lo que las señales GPS tardarán tiempos distintos dependiendo de la posición de estos., y también de la posición del receptor, ya que, si está directamente debajo del satélite, la distancia que la señal ha de recorrer a través de la ionosfera será menor. Para reducir esta incertidumbre, las estaciones de monitorización crean modelos de las características de la ionosfera y transmitiendo las correcciones a los satélites y estos a los receptores.
3. Reloj del Receptor: los relojes de los receptores son menos precisos que los de los satélites, sin embargo, se puede eliminar las incertidumbres de estos con relativa facilidad si se comparan los tiempos de llegada entre las señales de dos satélites cuyo tiempo de transmisión se conoce con mayor precisión.
4. Órbita Satelital: los receptores GPS calculan su posición con respecto a la ubicación conocida de los satélites en el espacio, pero la forma y las velocidades de los satélites no son constantes. El segmento de control GPS supervisa las ubicaciones de los satélites en todo momento y compila las desviaciones en un documento llamado efeméride para cada satélite, que los receptores pueden posteriormente usar para el cálculo de posición.
5. Interferencias en la Atmósfera Baja (Troposfera, Tropopausa y Estratosfera): esta parte de la atmosfera también retrasa las señales GPS, siendo las señales más cercanas al horizonte las más afectadas.
6. Propagación Multi-trayecto: idealmente las señales GPS viajarían directamente desde el satélite a los receptores GPS, pero en realidad las señales pueden ser reflejadas desde objetos cercanos como edificios, árboles o incluso el suelo. Las antenas de los receptores GPS están diseñadas para minimizar las señales reflejadas del suelo, pero las señales reflejadas desde arriba son más complicadas de eliminar, siendo una opción eliminar todas aquellas señales con un ángulo menor a 15° por encima del horizonte (ángulo mínimo de elevación).

1.4.1.4.2. Dilución de Precisión (DOP)

Dependiendo de la posición de los satélites en el cielo, la precisión que se puede adquirir varía. La disposición ideal de los satélites es un satélite directamente encima del receptor y los demás espaciados equidistantes a lo largo del horizonte, pero por encima del ángulo mínimo de elevación.

Las coordenadas GPS sufren de DOP cuando los satélites están agrupados juntos, esto causa que las incertidumbres causadas por UERE sean multiplicadas por un factor con valores entre 1 (DOP no amplifica la incertidumbre) y más de 20.

Para calcular el DOP los receptores GPS miden HDOP (Horizontal Dilution of Precision) y VDOP (Vertical Dilution of Precision); la combinación de estos dos componentes se llama PDOP (Position Dilution of Precision). Se obtendrá una posición más exacta cuando menos PDOP haya.

1.4.2. Receptor GNSS NovaTel

Al posicionar con GNSS hay 4 parámetros que se tienen que resolver: latitud, longitud, altura y la diferencia de tiempo entre el reloj del receptor y el tiempo GPS. La calidad de la solución de los 4 parámetros dependerá de la geometría de los satélites con respecto a la antena (y el receptor). La calidad de la geometría de posicionamiento viene indicada por los valores de DOP (Dilution of Precision), correspondiéndose valores bajos de DOP con una mejor geometría. Los valores de VDOP (vertical DOP), suelen ser mayores que los de latitud o longitud ya que todos los satélites GNSS están a una altura superior a los receptores terrestres.

La precisión se basa en estadísticas y la fiabilidad se mide en porcentajes. Cuando un receptor señala que puede medir la altura a un metro, ésta es una medida de precisión. Por lo general, éste es un valor de sigma (una SD). Un valor de sigma para la altura tiene una fiabilidad del 68%. En otras palabras, el error es menor a un metro el 68% del tiempo. Para una precisión más realista, se duplica el valor sigma y el resultado será una fiabilidad del 95% (el error es menor a dos metros el 95% del tiempo). Generalmente, las alturas GNSS son 1.5 veces menos precisas que las posiciones horizontales.

Este proyecto se basa en los datos proporcionados por el receptor GNSS de NovAtel. Este receptor exporta sus datos forma de registros. El registro contiene la mejor posición calculada por el receptor además de varios indicadores de estado. El formato de los registros, obtenido de la documentación de NovAtel [4] y [5], es el siguiente:

1: 24.10.2014.19.2.38.227

#BESTVELA,COM1,0,58.5,FINESTEERING,1815,493260.800,00000000,827b,6988;SOL_COMPUTED,PSRDIFF,0.150,221.000,0.0336,166.242521,-0.0081,0.0*311e9391

2: 24.10.2014.19.2.38.228

#BESTUTMA,COM1,0,58.5,FINESTEERING,1815,493260.800,00000000,eb16,6988;SOL_COMPUTED,PSRDIFF,30,T,4467786.5677,434255.8274,666.3304,52.1000,WGS84,2.9417,2.1741,5.1275,"0",221.000,0.000,17,13,0,0,0,08,0,01*85624e19

En rasgos generales, los registros aparecen en este orden: Registro Tiempo, Registro Velocidad, Registro Tiempo, Registro Posición. Cada uno de estos datos aparece en una línea de texto diferente y espaciados entre sí por una línea de texto en blanco. Estos bloques se repiten siempre en ese orden.

Los registros de tiempo se corresponden con el tiempo del siguiente registro, ya sea Velocidad o Posición. Los datos del registro aparecen en el siguiente orden:

Número del Dato: Día.Mes.Año.Hora.Minuto.Segundo.Milisegundo

Los registros de velocidad y posición se pueden diferenciar por el primer campo de su línea. #BESTVELA se corresponde con el Registro de Velocidad y #BESTUTMA se corresponde con el Registro de Posición en coordenadas UTM.

Los datos de los registros de Velocidad y Posición están ordenados según aparece en las Tablas 1 y 2, respectivamente.

TABLA 1. REGISTRO DE VELOCIDAD BESTVEL

Campo	Tipo de Campo	Descripción	Formato
1	Encabezado BESTVEL	Encabezado de Registro	
2	sol status	Estado de la Solución	Enum
3	vel type	Tipo de Velocidad	Enum
4	latency	Una medida de la latencia en la etiqueta de tiempo de velocidad en segundos. Se debe restar del tiempo para dar resultados mejorados (s)	Float
5	age	Edad Diferencial en Segundos (s)	Float
6	hor spd	Velocidad horizontal sobre tierra, en metros por segundo	Double
7	trk gnd	Dirección real del movimiento sobre el suelo (seguimiento sobre el suelo) con respecto al norte verdadero, en grados.	Double
8	vert spd	Velocidad vertical, en metros por segundo, donde los valores positivos indican aumento de altitud (arriba) y los valores negativos indican disminución de altitud (abajo)	Double
9	Reserved		Float
10	xxxx	32-bit CRC (solo ASCII y Binario)	Hex
11	[CR][LF]	Terminador de frases (solo ASCII)	

TABLA 2. REGISTRO DE POSICIÓN BESTPOS

Campo	Tipo de Campo	Descripción	Formato
1	BESTUTM header	Encabezado de Registro	
2	sol status	Estado de la Solución	Enum
3	pos type	Tipo de Posición	Enum
4	z#	Número de Zona Longitudinal	Ulong
5	zletter	Número de Zona Latitudinal	Ulong
6	northing	Norte (m) donde el origen se define como el ecuador en el hemisferio norte y como un punto a 10000000 metros al sur del ecuador en el hemisferio sur (es decir, un "falso norte" de 10000000 m)	Double
7	easting	Este (m) donde el origen es 500000 m al oeste del meridiano central de cada zona longitudinal (es decir, un "falso este" de 500000 m)	Double
8	hgt	Altura sobre el nivel medio del mar (m)	Double
9	undulation	Ondulación: la relación entre el geoide y el elipsoide (m) del datum elegido	Float
10	datum id#	Número de identificación del datum	Enum
11	N σ	Desviación estándar norte (m)	Float
12	E σ	Desviación estándar este (m)	Float
13	hgt σ	Desviación estándar de altura (m)	Float
14	stn id	ID de la estación base	Char[4]
15	diff_age	Edad diferencial en segundos	Float
16	sol_age	Edad de la solución en segundos	Float
17	#SVs	Número de satélites rastreados	Uchar
18	#solnSVs	Número de vehículos satelitales utilizados en la solución	Uchar
19	#ggL1	Número de GPS más GLONASS más BDS L1/B1 utilizados en solución	Uchar
20	#solnMultiSV	Número de satélites con señales L1/E1/B1 utilizados en solución	Uchar
21	Reserved		Uchar
22	ext sol stat	Estado extendido de la solución	Hex
23	Galileo and BeiDou sig mask	Máscara usada por las señales de Galileo y BeiDou	Hex
24	GPS and GLONASS sig mask	Máscara usada por las señales GPS u GLONASS	Hex
25	xxxx		Hex
26	[CR][LF]	Terminador de frase	-

1.4.3. Coordenadas Geográficas

Una vez hemos comprendido el funcionamiento de los sistemas GPS, también es importante entender la representación de la posición en un plano. La siguiente información está basada en [6], [7] y [8].

Las coordenadas geográficas son un sistema de coordenadas utilizado en geografía que permite identificar cualquier ubicación en la Tierra a través de un conjunto de números, letras y/o símbolos. Las coordenadas a menudo se eligen de tal manera para que uno de los números represente la posición vertical y dos o tres representen la posición horizontal, siendo como ejemplo la elevación, latitud y longitud.

La “latitud” de un punto de la superficie de la Tierra es el ángulo entre el plano Ecuatorial y la línea recta que junta el punto con el centro de la Tierra. Se denominan paralelos a aquellas líneas que unen los puntos con igual latitud, ya que son paralelos entre sí. El polo norte se corresponde con una latitud de 90° N y el polo sur de 90° S.

La “longitud” de un punto de la superficie de la Tierra es el ángulo (este u oeste) de un meridiano de referencia a un meridiano que pase por ese punto, siendo los meridianos mitades de círculos máximos que convergen en el polo norte y el polo sur. El meridiano de referencia internacional se encuentra en el Real Observatorio de Greenwich en el sureste de Reino Unido. El meridiano situado directamente opuesto al meridiano de Greenwich tiene una longitud de 180° W a la vez que 180° E.

Para poder definir por completo un punto en la superficie de la Tierra, también es necesario especificar la distancia vertical desde la superficie de la Tierra a un ángulo recto hacia su centro. Sin embargo, la Tierra no es una esfera, tiene una forma irregular que puede aproximarse a un elipsoide con un radio un 0,3% mayor en el ecuador. Tampoco es posible tomar como referencia la altura del mar ya que esta varía debido a que la Tierra tiene una serie de capas de igual energía potencial dentro de su campo gravitacional.

Para resolver el problema de la ambigüedad de la dirección “vertical” y el de la “superficie” sobre la que se está midiendo, los creadores de mapas eligen un elipsoide de referencia con un origen y orientación determinados para adaptarse a sus necesidades en el área que están mapeando. A continuación, eligen el mapeo más apropiado del sistema de coordenadas esféricas en ese elipsoide, llamado sistema de referencia terrestre o dato geodésico.

Los sistemas de referencia pueden ser globales, es decir, que representan toda la tierra, o también pueden ser locales, lo que significa que representan un elipsoide el cual se adapta mejor a una parte de la Tierra. Los puntos en la superficie de la Tierra se mueven debido al movimiento de las placas continentales, el hundimiento de la superficie, el movimiento diurno causado por la Luna y las mareas, etc. Estos movimientos de la superficie de la Tierra son insignificantes si se usan sistemas de referencia locales, pero son significativos si se usa un sistema de referencia global.

El WGS84 (World Geodetic System 1984) es el sistema geodésico global usado por defecto en los sistemas GPS. Este sistema de referencia se corresponde con la versión de WGS establecida en 1984 y que ha sido revisada en 2004. Las coordenadas de origen de WGS84 se corresponden con el centro de masa de la Tierra con una incertidumbre que se cree que es inferior a los 2 cm. El meridiano de origen se corresponde con el meridiano internacional de referencia IERS, el cual está colocado a 102 metros este del meridiano de Greenwich. La superficie del dato geodésico WGS 84 es un esferoide oblato con radio ecuatorial de 6378137 m y achatamiento de $f=1/298,257223563$. Actualmente el sistema WGS 84 usa el modelo gravitacional de geoide (EGM84), el cual define el nivel del mar nominal mediante una serie de armónicos esféricos de grado 360, consiguiendo una resolución latitudinal de unos 100 km.

Para establecer la posición de una localización geográfica en un mapa, se usa una proyección cartográfica (también llamada proyección geográfica) para convertir las coordenadas geodésicas en coordenadas bidimensionales de un mapa. Algunas de las proyecciones más comunes son: UTM (Universal Transverse Mercator), MGRS (Military Grid Reference System), USNG (United States National Grid), GARS (Global Area Reference System) y GEOREF (Geographic Reference System). Las coordenadas en un mapa generalmente se expresan en términos de “Northing” y “Easting” con relación a un origen determinado. El sistema UTM usa cuadrícula cartesiana distribuida sobre una superficie proyectada conforme (se conservan los ángulos localmente), el cual está a su vez compuesto de 60 proyecciones, cada una cubriendo una banda de longitud de 6°.

1.4.4. Filtro de Kalman

El filtro de Kalman es un algoritmo que usa una serie de mediciones observadas en el tiempo, las cuales contienen un ruido estadístico e imprecisiones, y produce estimaciones de variables desconocidas que tienden a ser más precisas que si se emplea una sola medición, ya que se hace la estimación mediante una distribución de probabilidad conjunta de las variables para cada intervalo de tiempo.

El filtro de Kalman utiliza un modelo del comportamiento del sistema, entradas de control conocidas para ese sistema y múltiples mediciones secuenciales (como por ejemplo de sensores) para formar una estimación del estado del sistema que tiende a ser mejor que la estimación obtenida si se usa una sola medición. Por este motivo, es un algoritmo común de fusión de sensores y fusión de datos.

El algoritmo funciona en un proceso de dos pasos. En el paso de predicción, el filtro de Kalman produce estimaciones de las variables de estado actuales, junto a sus incertidumbres. Una vez se realiza la siguiente medición, las estimaciones son actualizadas usando un promedio ponderado (Gausiano), el cual da más peso a las estimaciones con las que se tiene mayor certeza. Este algoritmo es recursivo y puede ser ejecutado en tiempo real, usando solo las medidas de entrada actuales y el estado que se ha calculado previamente.

1.4.4.1. Modelos dinámicos para el filtrado de Kalman

Se explicarán dos modelos dinámicos diferentes, asumiendo velocidad constante o aceleración constante. Por norma general, el modelo de velocidad constante predecirá mejor la trayectoria cuando el movimiento es a lo largo de una línea recta, y el modelo de aceleración constante funcionará mejor en casos de trayectorias más sinuosas. Para este proyecto se ha utilizado el modelo de aceleración constante, ya que en el mundo real los movimientos no suelen ser en líneas completamente rectas. La razón de realizar ambos ejemplos en vez de sólo el de aceleración constante es debida a que ambos modelos son muy similares y el modelo de aceleración constante toma como base los mismos razonamientos que el de velocidad constante, siendo este último más fácil de comprender inicialmente. Para realizar la explicación de ambos modelos se comenzará por su versión unidimensional y posteriormente se extenderá su aplicación a 2 dimensiones, siendo esta la versión que se use finalmente. Los siguientes razonamientos están basados en [9].

1.4.4.1.1. Modelo de Velocidad Constante

Considera el caso unidimensional, un movimiento con una velocidad constante se rige por la siguiente ley:

$$\begin{cases} x(t) = vt + x_0 \\ v = cte \end{cases}$$

Donde $x(t)$ es la posición del cuerpo (en nuestro caso el vehículo) en el tiempo t , x_0 es la posición inicial del sistema y v es la velocidad constante. Considerando un sistema discreto, el modelo dinámico se convierte en:

$$\begin{cases} x_{t+\Delta t} = v_t \Delta t + x_t \\ v_{t+\Delta t} = v_t \end{cases}$$

Donde Δt es el lapso entre dos medidas. Con fin de simplificar y generalizar el ejemplo, supongamos que $\Delta t = 1$ (en nuestro caso, $\Delta t = 0.2$), quedándose la expresión:

$$\begin{cases} x_{t+1} = v_t + x_t \\ v_{t+1} = v_t \end{cases}$$

Quedando el vector de estado del sistema discreto como:

$$\underline{X}_{t+1} = \begin{bmatrix} x_t \\ v_t \end{bmatrix}$$

Resultando en la matriz de transición:

$$T = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

De modo que:

$$\underline{X}_{t+1} = T\underline{X}_t$$

Dado el estado inicial \underline{X}_0 , las posiciones y velocidades están estrictamente determinadas por este modelo dinámico en todo momento. Para introducir un mayor nivel de flexibilidad, se supone que la velocidad puede cambiar ligeramente entre mediciones. Esto se obtiene sumando un ruido blanco a la velocidad. Por lo tanto, el modelo dinámico del sistema se puede representar de la siguiente manera:

$$\begin{cases} \underline{X}_{t+1} = T\underline{X}_t + \underline{\varepsilon}_{t+1} \\ \underline{X}_0 = \bar{\underline{X}}_0 + \underline{\varepsilon}_0 \end{cases}$$

Donde $\bar{\underline{X}}_0$ es el valor medio del estado inicial y el error del modelo $\underline{\varepsilon}_t$ se puede definir estocásticamente como:

$$E\{\underline{\varepsilon}_t\} = 0, \quad E\{\underline{\varepsilon}_t \underline{\varepsilon}_{t'}^+\} = \delta_{tt'} C_t^\varepsilon$$

Teniendo en cuenta que para $t > 0$ el ruido sólo actúa sobre la velocidad, es decir:

$$C_t^\varepsilon = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & \sigma_\varepsilon^2 \end{bmatrix} \quad t > 0$$

En cuanto a las observaciones y_t , típicamente solo las posiciones son disponibles, es decir:

$$y_t = x_t + v_t$$

O en forma de matriz:

$$\underline{Y}_t = H\underline{X}_t + \underline{v}_t$$

Donde la matriz de diseño H_t (del estado de salida del sistema) es la siguiente:

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Y el ruido de observación de v se puede describir estocásticamente como:

$$E\{\underline{v}_t\} = 0, \quad E\{\underline{v}_t \underline{v}_{t'}^+\} = \delta_{tt'} C_t^v$$

Dado que el proceso de observación no está relacionado con la evolución del sistema, los dos tipos de error se pueden considerar independientes, es decir:

$$E\{\underline{\varepsilon}_t \underline{v}_{t'}^+\} = 0$$

Curiosamente, se puede describir la dinámica del sistema en términos sólo de las posiciones x de la siguiente forma:

$$\begin{cases} x_{t+1} = x_t + v_t \\ v_{t+1} = v_t + \underline{\varepsilon}_{t+1} \end{cases}$$

De la primera ecuación

$$v_t = x_{t+1} - x_t$$

Y similarmente

$$v_{t+1} = x_{t+2} - x_{t+1}$$

Usando la segunda ecuación del sistema, la dinámica se puede escribir como:

$$x_{t+2} - 2x_{t+1} + x_t = \underline{\varepsilon}_{t+1}$$

El modelo anterior puede ser generalizado fácilmente a un caso bidimensional (movimiento en un plano) con un vector de estado:

$$\underline{X}_t = \begin{bmatrix} x_{1,t} \\ x_{2,t} \\ v_{1,t} \\ v_{2,t} \end{bmatrix}$$

Con una matriz de transición:

$$T = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Y la matriz de diseño:

$$T = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

1.4.4.1.2. Modelo de Aceleración Constante

Empezando con el modelo unidimensional y repitiendo el mismo razonamiento que el modelo anterior pero ahora asumiendo que la aceleración a es constante (a parte del ruido añadido), la dinámica del sistema se puede modelar de la siguiente manera:

$$\begin{cases} x_{t+1} = x_t + v_t \\ v_{t+1} = v_t + a_t \\ a_{t+1} = a_t + \varepsilon_{t+1} \end{cases}$$

O en forma de matriz:

$$\begin{cases} \underline{X}_{t+1} = T\underline{X}_t + \underline{\varepsilon}_{t+1} \\ \underline{X}_0 = \bar{\underline{X}}_0 + \underline{\varepsilon}_0 \end{cases}$$

Donde el vector de estado se define como

$$\underline{X}_t = \begin{bmatrix} x_t \\ v_t \\ a_t \end{bmatrix}$$

Y la matriz de transición es:

$$T = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Solo las posiciones son medidas:

$$\underline{Y}_t = H\underline{X}_t + \underline{v}_t$$

Pudiendo expresarse las dinámicas del sistema en términos sólo de x mediante el mismo procedimiento, consiguiendo finalmente:

$$x_{t+3} - 3x_{t+2} + 3x_{t+1} - x_t = \varepsilon_{t+1}$$

En el caso bidimensional el vector de estado se convierte en:

$$\underline{X}_t = \begin{bmatrix} x_{1,t} \\ x_{2,t} \\ v_{1,t} \\ v_{2,t} \\ a_{1,t} \\ a_{2,t} \end{bmatrix}$$

Mientras que las matrices de transición y diseño se corresponden respectivamente con:

$$T = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

1.4.4.1.3. Ecuaciones del filtro de Kalman en Diagramas de Bloques

Una vez hemos definido los modelos dinámicos del sistema podemos aplicar las ecuaciones del filtro de Kalman. Se usará el modelo en tiempo real del filtro de Kalman (versión determinística) en vez de una que ofrezca una estimación óptima, ya que para obtener una solución óptima son necesarias todas las observaciones del sistema (posteriores y futuras), lo que no tiene sentido en nuestra aplicación. La estimación en tiempo real que ofrece el filtro de Kalman en el momento t usa solamente la información disponible hasta el momento t .

Como hemos comentado anteriormente, el filtrado consiste en una fase de inicialización, medición y predicción.

Inicialización

$$X_{0|0} = \bar{X}_0$$

$$C_0^e = C_0^\varepsilon$$

Primer Paso

$$K_1 = T_1 C_0^e T_1^+ + C_1^\varepsilon$$

$$G_1 = K_1 H_1^+ [C_1^\nu + H_1 K_1 H_1^+]^{-1}$$

$$X_{1|1} = G_1 Y_1 + (I - G_1 H_1) T_1 X_{0|0} = X_{1|0} + G_1 \eta_1$$

$$C_1^e = (I - G_1 H_1) K_1$$

Iteraciones

$$K_{t+1} = T_{t+1} C_t^e T_{t+1}^+ + C_{t+1}^\varepsilon$$

$$G_{t+1} = K_{t+1} H_{t+1}^+ [C_{t+1}^\nu + H_{t+1} K_{t+1} H_{t+1}^+]^{-1}$$

$$X_{t+1|t+1} = G_{t+1} Y_{t+1} + (I - G_{t+1} H_{t+1}) T_{t+1} X_{t|t} = X_{t+1|t} + G_{t+1} \eta_{t+1}$$

$$C_{t+1}^e = (I - G_{t+1} H_{t+1}) K_{t+1}$$

Leyenda

K: Matriz de Kalman

Y: Matriz de Observación

H: Matriz de Diseño/Matriz de Transformación

G: Matriz de Ganancia

T: Matriz de Transición

C: Matriz de Covarianza

$X_{t|t}$: Estimación del estado a tiempo t usando toda la información disponible hasta el momento t

e : Error de Estimación

ν : Ruido de Observación

ε : Error de Modelización

2. MÉTODOS

En esta sección se presenta el diseño del estudio y la metodología a seguir con el fin de lograr el objetivo final. El primer paso consiste en recopilar todos los datos que se obtienen del receptor GPS; con estos datos se buscará identificar aquellos que nos puedan ser de utilidad y organizarlos de manera que sea fácil trabajar con ellos. Una vez sabemos cuáles son aquellos datos con los que vamos a trabajar, el siguiente paso es buscar una manera de representarlos. Éste paso es de gran importancia ya que, sin él, nuestra capacidad de análisis de los resultados se reduce considerablemente. Una vez podemos observar visualmente los datos, el siguiente paso es aplicar los diversos filtros, identificando el comportamiento del sistema en los diferentes casos y modificando los valores de nuestras variables para iterativamente conseguir el mejor resultado posible.

2.1. Gestión de Datos

Los datos en bruto se obtienen de los registros del receptor GNSS de NovAtel. En una aplicación en tiempo real, estos registros se irían actualizando. Sin embargo, en este proyecto poseemos el conjunto completo de todos los datos de un trayecto. El método de gestión de datos que se emplea importa todos los datos de la trayectoria, pero el método se podría extrapolar a una aplicación en tiempo real.

El primer paso que debemos realizar es convertir los datos de los registros en un formato que sea más fácil de importar como tabla a MATLAB. Para ello usamos un editor de texto avanzado, en nuestro caso Notepad++, para poner cada registro y su tiempo en una misma línea.

Los registros inicialmente están escritos de la siguiente manera:

1: 24.10.2014.19.2.38.227

#BESTVELA,COM1,0,58.5,FINESTEERING,1815,493260.800,00000000,827b,6988;SOL_
COMPUTED,PSRDIFF,0.150,221.000,0.0336,166.242521,-0.0081,0.0*311e9391

2: 24.10.2014.19.2.38.228

#BESTUTMA,COM1,0,58.5,FINESTEERING,1815,493260.800,00000000,eb16,6988;SOL_
COMPUTED,PSRDIFF,30,T,4467786.5677,434255.8274,666.3304,52.1000,WGS84,2.9417,
2.1741,5.1275,"0",221.000,0.000,17,13,0,0,0,08,0,01*85624e19

Una vez se busca y reemplaza “\r\n#” por “#” se consigue:

```
1:24.10.2014.19.2.38.227#BESTVELA,COM1,0,58.5,FINESTEERING,1815,493260.800,00  
000000,827b,6988;SOL_COMPUTED,PSRDIFF,0.150,221.000,0.0336,166.242521,-  
0.0081,0.0*311e9391
```

```
2:24.10.2014.19.2.38.228#BESTUTMA,COM1,0,58.5,FINESTEERING,1815,493260.800,0  
0000000,eb16,6988;SOL_COMPUTED,PSRDIFF,30,T,4467786.5677,434255.8274,666.330  
4,52.1000,WGS84,2.9417,2.1741,5.1275,"0",221.000,0.000,17,13,0,0,0,08,0,01*85624e19
```

De esta manera MATLAB es capaz de importar los datos de los registros directamente. Esto se consigue haciendo uso de la herramienta “Importar datos” y exportando esto como función. Para importar correctamente los datos se establecen los siguientes delimitadores: ‘,’ (coma), ‘;’ (punto y coma), ‘:’ (dos puntos) y ‘#’ (almohadilla). Se establece también ‘.’ (punto) como delimitador decimal y se nombra a todas las columnas con nombres reconocibles. El código resultante para la función se puede consultar en el Anexo I.

Usando esta función se obtiene una tabla con todos los registros de velocidad y posición ordenados y nombrados, como muestra la Figura 1.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
	Number	Date	Command	Port	Sequence	IdleTime	TimeStatus	Week	Seconds	Status
1	1	27.10.2014.17.37.58.190	BESTVELA	COM1	"0"	60.5000	FINESTEERING	1816	1.4617e+05	0
2	2	27.10.2014.17.37.58.200	BESTUTMA	COM1	"0"	60.5000	FINESTEERING	1816	1.4617e+05	0
3	3	27.10.2014.17.37.58.210	BESTVELA	COM1	"0"	60.5000	FINESTEERING	1816	146174	0
4	4	27.10.2014.17.37.58.220	BESTUTMA	COM1	"0"	60.5000	FINESTEERING	1816	146174	0
5	5	27.10.2014.17.37.58.230	BESTVELA	COM1	"0"	64	FINESTEERING	1816	1.4617e+05	0
6	6	27.10.2014.17.37.58.240	BESTUTMA	COM1	"0"	64	FINESTEERING	1816	1.4617e+05	0
7	7	27.10.2014.17.37.58.250	BESTVELA	COM1	"0"	64	FINESTEERING	1816	1.4617e+05	0
8	8	27.10.2014.17.37.58.250	BESTUTMA	COM1	"0"	64	FINESTEERING	1816	1.4617e+05	0
9	9	27.10.2014.17.37.58.270	BESTVELA	COM1	"0"	64	FINESTEERING	1816	1.4617e+05	0
10	10	27.10.2014.17.37.58.270	BESTUTMA	COM1	"0"	64	FINESTEERING	1816	1.4617e+05	0
	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
	b	Receiver_Ver	SOL_Status	vel_pos_type	Latency_Znum	age_zletter	hspd_northing	dir_easting	vspd_hgt	x_undulation
1	"827b"	6988	SOL_COMPU...	PSRDIFF	0.1500	"118.800"	0.0232	173.9997	0.0316	0
2	"eb16"	6988	SOL_COMPU...	PSRDIFF	30	"T"	4.4678e+06	4.3422e+05	667.7069	52.1000
3	"827b"	6988	SOL_COMPU...	PSRDIFF	0.1500	"119.000"	0.0119	180.5343	0.0133	0
4	"eb16"	6988	SOL_COMPU...	PSRDIFF	30	"T"	4.4678e+06	4.3422e+05	667.7058	52.1000
5	"827b"	6988	SOL_COMPU...	PSRDIFF	0.1500	"119.200"	0.0223	179.4226	0.0527	0
6	"eb16"	6988	SOL_COMPU...	PSRDIFF	30	"T"	4.4678e+06	4.3422e+05	667.7096	52.1000
7	"827b"	6988	SOL_COMPU...	PSRDIFF	0.1500	"119.400"	0.0469	180.8218	0.0480	0
8	"eb16"	6988	SOL_COMPU...	PSRDIFF	30	"T"	4.4678e+06	4.3422e+05	667.7245	52.1000
9	"827b"	6988	SOL_COMPU...	PSRDIFF	0.1500	"119.600"	0.0106	318.3775	0.0020	0
10	"eb16"	6988	SOL_COMPU...	PSRDIFF	30	"T"	4.4678e+06	4.3422e+05	667.7281	52.1000
	21	22	23	24	25	26	27	28	29	
	x_datumID	x_NorthingDev	x_EastingDev	x_hgtDev	x_BeseID	x_diffAge	x_solAge	x_SatNum	x_SolSatNum	
1	<undefined>	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	
2	WGS84	1.0168	0.9369	2.0219	0	118.8000	0	21	13	
3	<undefined>	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	
4	WGS84	1.0183	0.9386	2.0259	0	119	0	21	13	
5	<undefined>	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	
6	WGS84	1.0200	0.9403	2.0301	0	119.2000	0	21	13	
7	<undefined>	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	
8	WGS84	1.0218	0.9420	2.0344	0	119.4000	0	21	13	
9	<undefined>	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	
10	WGS84	1.0234	0.9438	2.0385	0	119.6000	0	21	13	

Fig. 1. Tabla de Registros en MATLAB

Una vez importados todos los registros a MATLAB, podemos separar los registros de Velocidad y Posición. Además, también podemos crear múltiples matrices con sólo los datos que vayamos a usar. Este proceso se puede observar en el Anexo I.

2.2. Representación de Datos

Una vez tenemos todos los datos, es necesario buscar una forma de representarlos. Este es un paso importante ya que así podremos identificar cómo funcionan los filtros que apliquemos. Ya que los datos están tomados en un tramo de carretera, lo más intuitivo sería representar la posición del coche sobre un mapa con vista satélite. Para conseguir esto, necesitamos calcular la longitud y latitud correspondientes de nuestros datos dados en coordenadas UTM en metros (Northing y Easting).

Para conseguir esto se usará la función “utm2ll” creada por F. Beauducel [11]. Con esta función conseguiremos una precisión milimétrica que es más que suficiente para nuestra aplicación. La función actúa de la siguiente manera:

$[LAT, LON] = UTM2LL(X, Y, ZONE)$

Donde:

LAT = Latitud [°]

LON = Longitud [°]

X = Easting = Falso Este [m]

Y = Northing = Falso Norte [m]

ZONE = Número de Zona UTM

En nuestra aplicación X, Y y ZONE serán escalares para así obtener LAT y LON también escalares.

Una vez tenemos la posición en longitud y latitud, podemos representar nuestros puntos. Para ello usaremos la función “plot” junto a la función “plot_google_map” de Z. Bar-Yehuda [10]. Usaremos las funciones de la siguiente manera:

```
plot (LON,LAT,'b','MarkerSize',10)
```

```
plot_google_map('maptype','satellite')
```

Donde en “plot”, LON y LAT serán las matrices de posiciones que queramos representar y los siguientes términos se corresponden con la forma, color y tamaño de los puntos. En cuanto a “plot_google_map” usaremos el tipo de mapa “satélite” para una representación más intuitiva.

2.3. Filtrado inicial de Datos

Para obtener una mejor predicción con el filtro de Kalman, podemos eliminar los datos que se desvíen mucho de la trayectoria real. Para esto, podemos eliminar diferentes conjuntos de datos según lo que estemos buscando. Podríamos eliminar los datos en los cuales el receptor GPS no haya podido calcular la posición, o que sean calculados con menos de un determinado número de satélites.

Para el primer caso usaremos los datos “sol status” (estado de la solución) que aparece en los registros de posición BESTUTM. Eliminaremos todos los datos que no sean “SOL_COMPUTED”, es decir, en los que no se haya podido calcular la solución.

Para el segundo caso usaremos los datos “#solnSVs” (número de vehículos satelitales usados en la solución) que aparece en los registros de posición BESTUTM. Eliminaremos todos los datos que usen menos de cierto número de satélites, Ej. 8, para calcular la posición del vehículo.

Este filtrado se consigue igualando los valores no válidos según el filtrado a “NaN” de la siguiente manera:

```
BESTVEL = GPS_3(1:2:end,:); % odd matrix
BESTVELC = (BESTVEL.SOL_Status == 'SOL_COMPUTED');
BESTVELD = (BESTVEL.x_SolSatNum >= 8);
BESTVEL_original=BESTVEL;

BESTPOS = GPS_3(2:2:end,:); % even matrix
BESTPOSC = (BESTPOS.SOL_Status == 'SOL_COMPUTED');
BESTPOSD = (BESTPOS.x_SolSatNum >= 8);
BESTPOS_original=BESTPOS;

BESTVEL(not(BESTVELD),17:19)={NaN}; %Change here
BESTPOS(not(BESTPOSD),17:19)={NaN}; %And change here

%-D for insufficient satellite removal or -C for uncomputed Removal
```


2.4. Filtrado de Kalman

Para esta aplicación usaremos un filtro de Kalman de aceleración constante. Se ha usado como base el programa de seguimiento de objetos en 2D de S. Nazari [12] y se ha modificado para poder aplicarse a coches.

Para realizar un filtro de Kalman correctamente hay que elegir bien los parámetros iniciales. Para un filtro de Kalman con aceleración constante tenemos los siguientes parámetros:

```
dt = 0.2; %our sampling rate (1 sample every 0.2 seconds)
S_frame = 3000; %starting frame
F_frame = 10000; %final frame
u = 0.005; % define acceleration magnitude
Q= [CM_idx(S_frame,1); CM_idx(S_frame,2); 0; 0]; %initized state--it has
four components: [positionX; positionY; velocityX; velocityY] of the
vehicle
Q_estimate = Q; %estimate of initial location estimation of where the
vehicle is (what we are updating)
HexAccel_noise_mag = 2.5; %process noise: the variability in how fast the
vehicle is speeding up (stdv of acceleration: meters/sec^2)
tkn_x = 2.5; %measurement noise in the horizontal direction (x axis).
tkn_y = 3; %measurement noise in the horizontal direction (y axis).
Ez = [tkn_x 0; 0 tkn_y];
Ex = [dt^4/4 0 dt^3/2 0; ...
      0 dt^4/4 0 dt^3/2; ...
      dt^3/2 0 dt^2 0; ...
      0 dt^3/2 0 dt^2].*HexAccel_noise_mag^2; % Ex convert the process noise
(stdv) into covariance matrix
P = Ex; % estimate of initial vehicle position variance (covariance matrix)
```

Donde “dt” será 0.2 segundos ya que el receptor escribe un registro de posición y velocidad en ese tiempo. Se supondrá una magnitud de aceleración pequeña ya en la mayor parte de los trayectos la aceleración será casi cero. También se supondrá una variabilidad de la aceleración de 2.5 m/s^2 ya que este representa un valor medio de la aceleración que puede realizar un coche. Finalmente, el error de medida en X e Y se ha calculado haciendo una media de todos los errores en la trayectoria, obteniendo un error en X de 2.5 m y en Y de 3 m.

En las pruebas iniciales, se aplicó el filtrado de Kalman a toda la trayectoria para conseguir una idea de cómo funcionaba este en los diferentes escenarios. De esta manera se consigue identificar las limitaciones de este tipo de filtrado y el efecto de alteraciones en el filtrado descrito en el apartado anterior.

Con esta información se concluye que el filtrado que elimina solo aquellas posiciones que no han sido calculadas no es suficiente. Esto es debido a que aún quedan posiciones que poseen mucho error, lo cual hace que el filtrado de Kalman no consiga predecir correctamente las posiciones siguientes.

En la Fig. 2 y Fig. 3 se puede apreciar este efecto. Cuando no se eliminan las posiciones con mucho error, el filtro de Kalman se desvía de la verdadera posición del vehículo para intentar adaptarse a un dato que es erróneo. En cambio, cuando se eliminan estos datos con mucho error, se consigue una predicción mucho más correcta.

También en la Fig. 3 se aprecian las limitaciones del filtro de Kalman a una trayectoria curva, ya que las predicciones resultantes de este filtro son lineales.

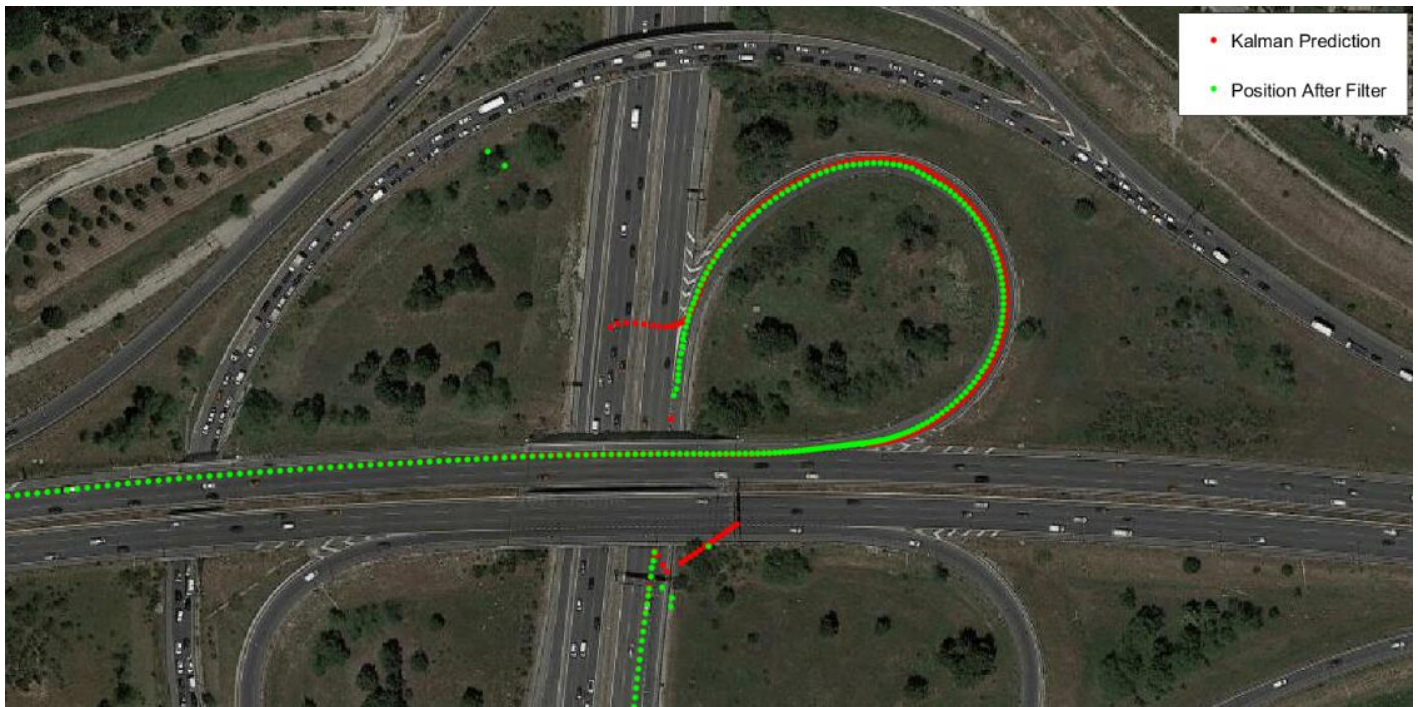


Fig. 2. Filtro de Kalman aplicado a toda la trayectoria. Filtrado de Posiciones no Calculadas

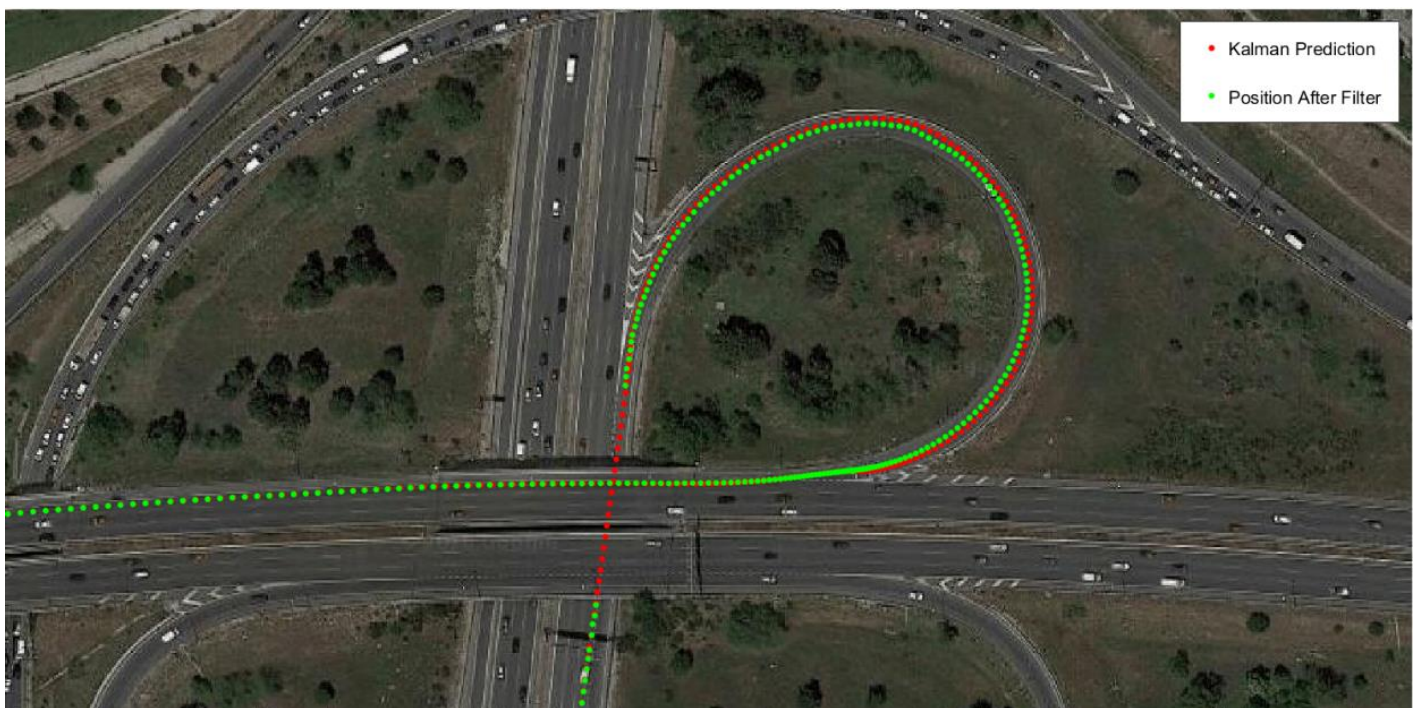


Fig. 3. Filtro de Kalman aplicado a toda la trayectoria. Filtrado de posiciones calculadas con menos de 8 Satélites.

Una vez que hemos visto cómo se comporta el filtro de Kalman cuando se aplica a toda la trayectoria, el siguiente paso es aplicar este filtrado sólo a aquellas zonas en las que el filtrado pueda proporcionar un mejor posicionamiento. Es decir, aplicaremos el filtro sólo a aquellos tramos en los que no tengamos la posición del vehículo y también en aquellas zonas en las que poseamos posiciones con mucho error.

Para conseguir este objetivo tenemos que hacer uso de las posiciones anteriores para poder predecir correctamente la posición del vehículo. En nuestro caso, en el momento en el que se entre en una zona problemática, es decir, con mucho error o directamente sin datos de posicionamiento, se calculará el filtro de Kalman a partir de al menos los 50 valores de posición anteriores. Estos registros corresponden con la información de la posición en los 10 segundos anteriores a la entrada a una zona problemática.

En caso de que no se tenga información sobre la posición del vehículo en ese momento del pasado, se buscará el último momento en el que se ha recibido una posición correcta y se realizará el filtro de Kalman a partir de ese momento. Este suceso puede ocurrir en los casos en los que haya una recepción intermitente, es decir, que haya habido menos de 50 registros de posición correctos desde la última zona problemática.

Para calcular la efectividad del filtro de Kalman se calcularán también diferentes métricas. Esto se puede hacer si calculamos la distancia entre el punto dónde volvemos a recibir datos precisos del GPS y el punto correspondiente que el filtro de Kalman predice. Con esta métrica se puede ver el error entre la predicción de Kalman y la posición dada por el GPS. Para poder comparar estas distancias también se extraerán de los registros las desviaciones estándar en X e Y además de la distancia en X e Y de nuestro punto predicho al punto recibido por GPS. Los resultados de estas métricas se comentarán en detalle más adelante, en el capítulo 3.

3. RESULTADOS

3.1. Descripción General

Como se ha comentado anteriormente, los datos iniciales del GPS son filtrados para eliminar aquellos datos que usan menos de 8 satélites para el cálculo de la posición. El filtrado de Kalman se realiza cuando se detecta que se ha perdido la señal del GPS, usando las 50 posiciones anteriores para realizar la predicción. En este ejemplo, Fig. 4, tenemos 143 instancias en las que aplicamos un filtro de Kalman para predecir la posición del vehículo.

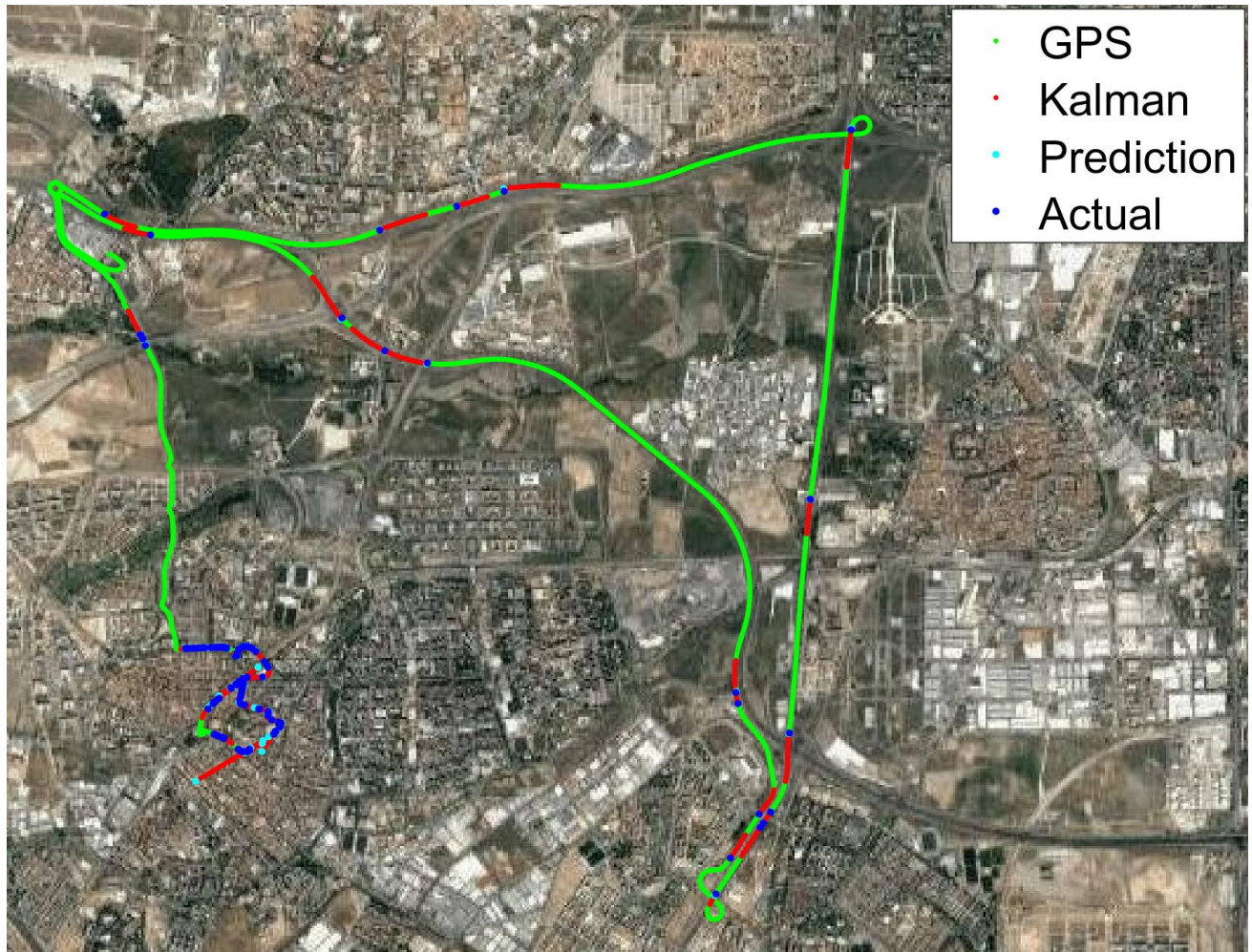


Fig. 4. Resultados de toda la Trayectoria. Filtro de Kalman solo en zonas con pérdida de datos GPS.

Para poder realizar un estudio de cada caso, separaremos los datos en dos zonas: zona urbana y zona de carretera. En la Fig. 6, la zona urbana (parte inferior izquierda en la imagen) se compondrá de aquellos casos con baja velocidad y peor señal GPS debido a árboles, edificios y otros elementos de las estructuras urbanas. La zona de carretera, Fig. 5, se compondrá del resto de casos, aquellos con alta velocidad y pérdidas puntuales de señal GPS, debido a puentes, señales y otros elementos de la vía.

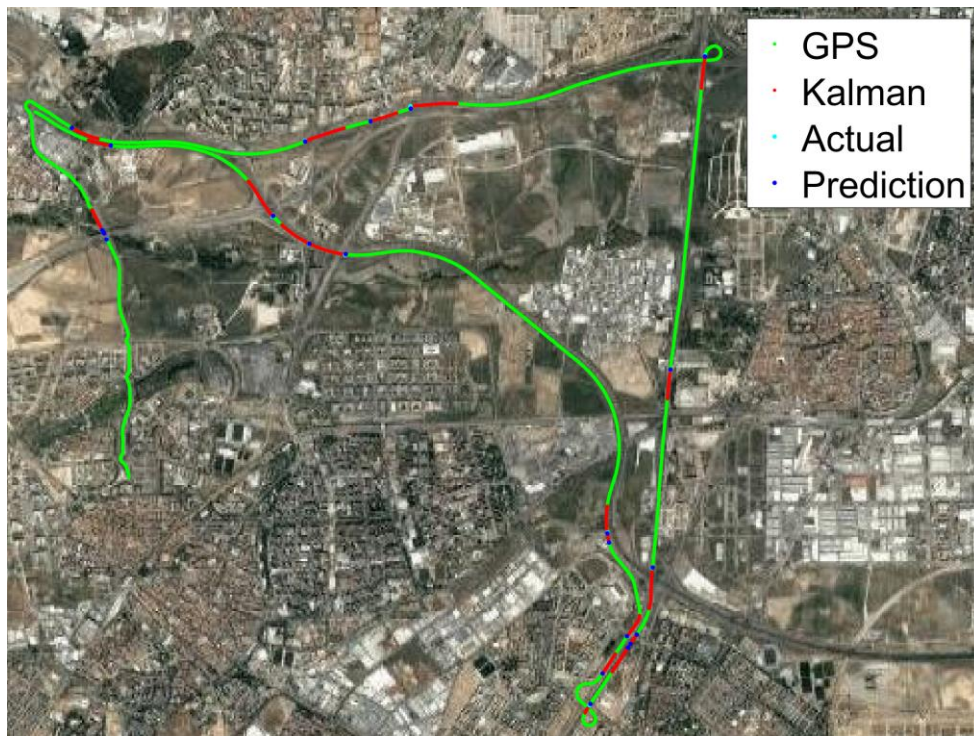


Fig. 5. Resultados Zona de Carretera.

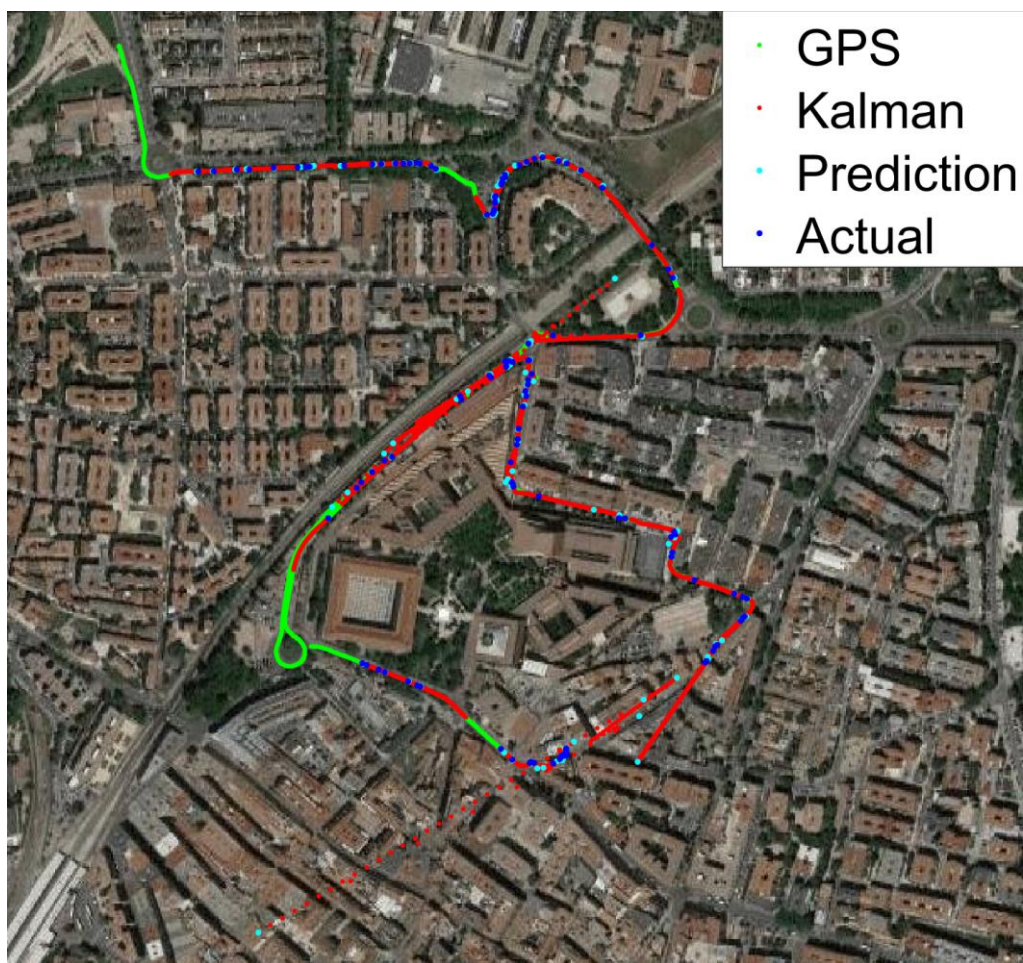


Fig. 6. Resultados Zona Urbana.

3.2. Zona de Carretera

En un análisis inicial podemos observar las diferencias entre las características de ambas zonas. Empezando con los que la zona de carretera, comenzaremos con un análisis de los resultados obtenidos, Tabla 3.

TABLA 3. RESULTADOS ZONA DE CARRETERA

NÚMERO	CASO	TIEMPO (MS)	DISTANCIA (M)	GPS DEV_X (M)	KALMAN ERROR X (M)	GPS DEV_Y (M)	KALMAN ERROR Y (M)
1	Puente peatones	1184	0,82	1,20	-0,25	2,03	-0,78
2	3 carriles superiores. Curva ligera	1553	8,03	3,18	-4,56	10,60	-6,61
3	Carril superior	1634	2,32	5,87	-1,66	5,44	-1,62
4	3 carriles superiores. Curva ligera	1701	6,76	17,81	-4,82	7,00	-4,74
5	Carril superior	2506	7,56	9,30	2,57	3,74	7,11
6	Carril superior	2525	1,96	4,28	-0,81	4,60	-1,79
7	2 carriles superiores	2769	2,05	7,70	1,48	5,60	-1,42
8	Puente peatones	2870	0,28	1,65	0,16	1,47	-0,23
9	Carril superior. Carril de Aceleración	3331	11,87	6,12	-7,07	8,23	-9,54
10	Pérdida momentánea	3461	0,42	1,20	0,17	1,58	-0,38
11	Pérdida momentánea	3469	0,27	1,26	-0,12	1,15	0,24
12	Carril superior	3489	0,73	6,19	0,18	9,89	0,71
13	3 carriles superiores. Curva ligera	3619	5,84	2,00	-3,94	5,17	-4,31
14	Puente peatones	3998	2,05	1,64	-1,40	2,73	-1,50
15	2 carriles superiores. Carril de desaceleración	4590	7,57	4,95	1,52	11,12	7,42
16	Rotonda superior. Curva	5320	17,75	6,73	-1,43	11,27	17,69
17	Carril superior	5400	1,35	1,42	1,25	1,87	0,51
18	Rotonda superior. Curva ligera	5526	4,30	6,93	-0,44	8,82	4,27
19	Señal de tráfico	5954	1,38	6,39	0,29	11,22	-1,35
20	Carril superior	6955	1,09	1,16	0,19	2,47	1,08
21	Pérdida momentánea	6958	1,56	1,71	-0,52	4,24	-1,47
22	Carril superior	6965	3,31	10,74	-0,07	9,05	-3,31
23	Carril superior	6977	5,51	6,81	1,41	16,03	5,33

La Tabla 3 recoge los datos obtenidos en la zona de carretera, donde nos encontramos con 23 casos diferentes en los que el cálculo de la posición por medio de GPS se ha considerado de baja calidad y por lo tanto se ha realizado el filtrado de Kalman en esos casos.

Entre estos casos existen varios comportamientos diferenciados dependiendo de la precisión de la posición GPS y la predicción con el filtrado de Kalman, como se muestra en la Tabla 4.

TABLA 4. COMPORTAMIENTO DEPENDIENDO DE LA PRECISIÓN

GPS	PREDICCIÓN	COMPORTAMIENTO	CASO
Baja	Baja	No se ha podido calcular la posición con precisión	2, 9, ...
Baja	Alta	La predicción tiene una desviación menor que la posición GPS.	7, 18, ...
Alta	Baja	El comportamiento del coche ha cambiado cuando se ha perdido la señal de GPS. Ej.: Giro, cambio brusco de velocidad	13, ...
Alta	Alta	Se ha podido predecir con alta exactitud.	1, 14, ...

A continuación, analizaremos 5 casos en los que se obtienen comportamientos diferentes para mostrar, ejemplificar y analizar los resultados que se obtienen. En primer lugar, podemos observar el caso 14 (Fig. 7), en el que la señal GPS empeora al pasar por debajo de un puente de peatones, pero al ser este suficientemente corto, tanto el GPS como el Filtro de Kalman consiguen una alta precisión.

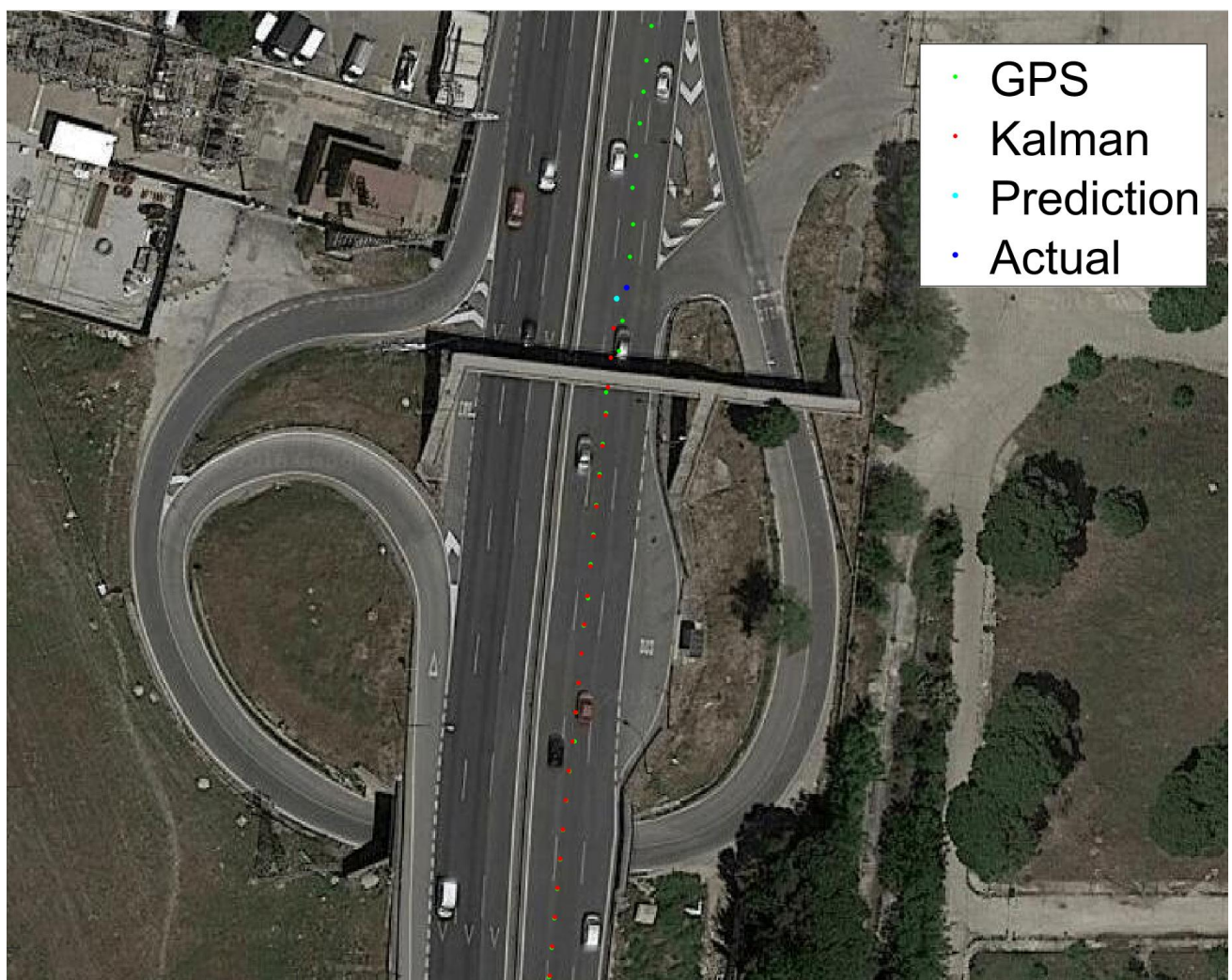


Fig. 7. Zona de Carretera. Caso 14.

En el caso 7 (Fig. 8), consiste en una carretera de 2 carriles superiores, esta carretera hace que la posición GPS sea inexacta y “salte”, es decir, que se desvíe de la ruta real. En este caso, la predicción de Kalman posee una mejor precisión que la posición el GPS. Cabe decir, que se podría mejorar el resultado si se siguiera realizando el filtrado de Kalman también en los siguientes 3 puntos.

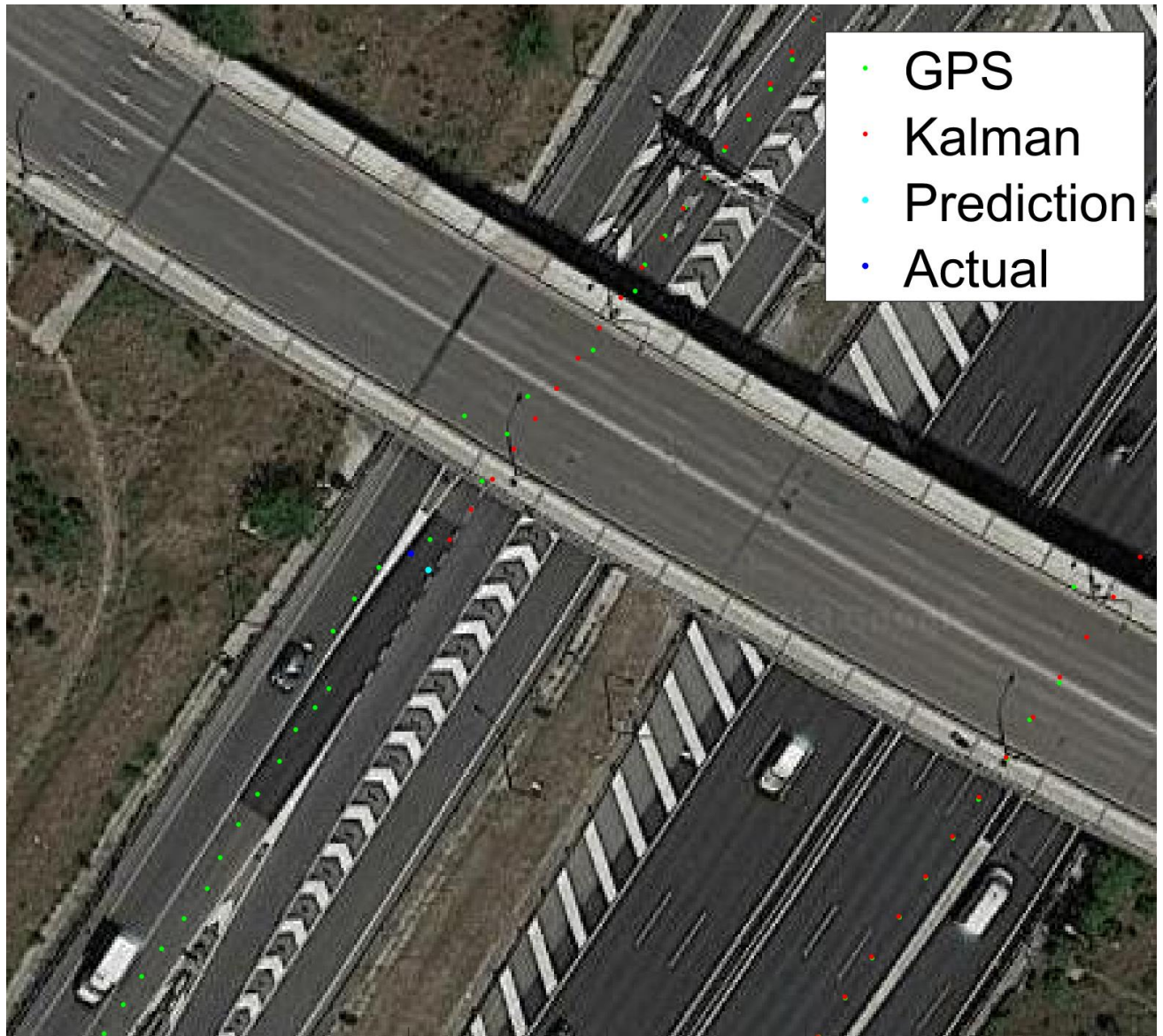


Fig. 8. Zona de Carretera. Caso 7.

En el caso 13 (Fig. 9) tenemos una sucesión de carreteras superiores en un tramo largo, que además tiene una ligera curva. A pesar de que existe un error significativo entre la predicción y la posición actual del coche una vez se vuelven a obtener la posición GPS, cabe decir que la predicción de Kalman ofrece más información sobre el posicionamiento del coche que la que se obtendría si se usase sólo el GPS.

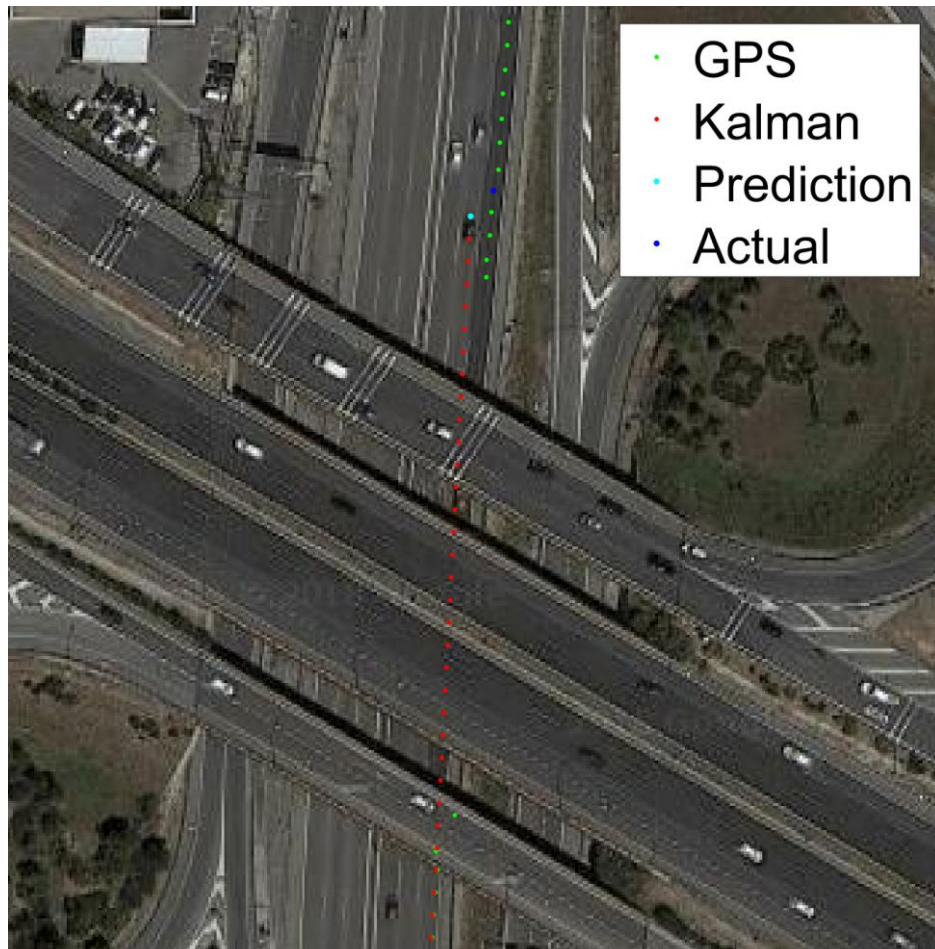


Fig. 9. Zona de Carretera. Caso 13.

En el caso 9 (Fig. 10) observamos un puente con una carretera superior colocados justo después de un carril de aceleración. El problema que surge en este caso es que el filtro de Kalman no es capaz de predecir correctamente la aceleración real del coche. Por este motivo, aunque la predicción del posicionamiento del coche dentro de la carretera es correcta (está en su carril) existe una gran diferencia entre la predicción y la posición real del coche.

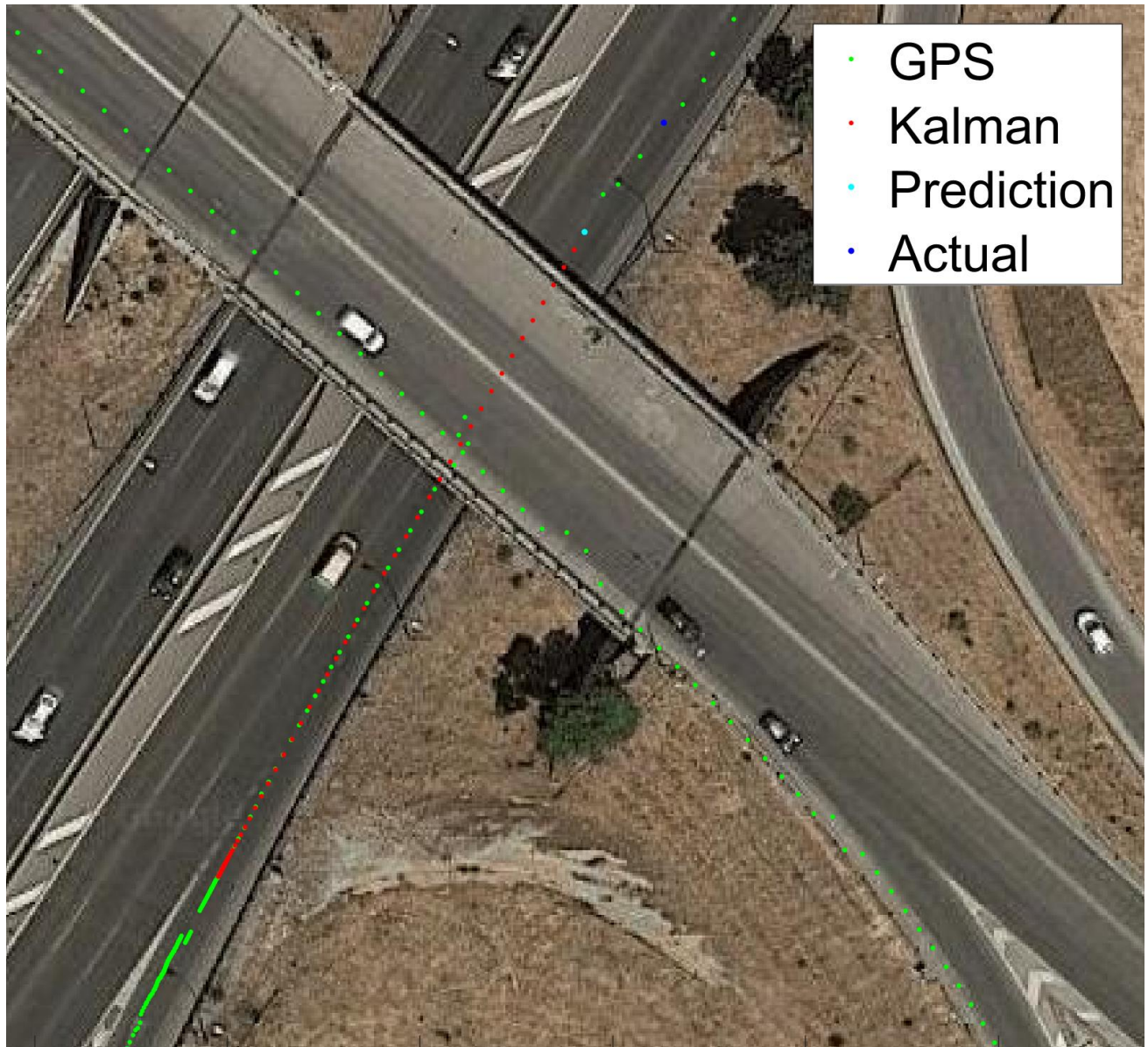


Fig. 10. Zona de Carretera. Caso 9.

Finalmente, en el caso 16 (Fig. 9) observamos un comportamiento extremo. Se trata de una rotonda superior en la que se entra en curva. Al ser la rotonda de gran tamaño y la curva significativa, el sistema no es capaz de comprobar correctamente la posición. Este sería uno de los peores casos que podría darse en carretera.



Fig. 11. Zona de Carretera. Caso 16.

Para concluir con el análisis de la zona de carretera, si analizamos el conjunto de todos los casos, podemos apreciar que por norma general la desviación entre la predicción del filtrado de Kalman y la posición del GPS es menor que la desviación del GPS en la mayor parte de los casos. Esto significa que la predicción entra dentro de la posible desviación de la posición del GPS, lo que hace nuestro sistema muy interesante dada su eficacia en aquellas circunstancias en las que, por cualquier razón, el receptor GPS pierde la señal de algún satélite. En cambio, para aquellas situaciones en las que el tiempo con baja calidad de señal GPS es más prolongado, habría que buscar alguna fuente de información adicional (Ej. Sistema de visión por computador) para poder predecir la posición en aquellos casos más extremos.

Por otra parte, los obstáculos superiores como las señales y puentes suelen también llevar asociados un cambio en la imagen que un sistema de visión usaría, ya sea por sombras, fuentes de luz adicionales, u otros. Estas situaciones serían las ideales en las que el sistema de predicción por GPS podría usarse.

3.3. Zona Urbana

En los casos dentro de la zona urbana obtenemos un comportamiento muy diferente al que se observa en carretera. Aplicando el mismo sistema de eliminar aquellos datos GPS imprecisos y realizar un filtrado de Kalman, en esta zona se consiguen 120 casos en un tramo relativamente corto. Esto es debido a que, al haber una mayor cantidad de fuentes de interferencia en la zona urbana, la señal de GPS no es estable y, por lo tanto, se debe realizar prácticamente durante toda la trayectoria. Por este motivo no es viable analizar cada situación caso por caso, sino que es más indicado analizar tramos en los que la interferencia es parecida.

Si separamos en tramos nuestros datos podemos diferenciar varios casos particulares:

3.3.1. Tramo recto con arboleda



Fig. 12. Zona Urbana. Tramo recto con arboleda.

En la Fig. 12 podemos apreciar varias cosas, ya que el comportamiento del vehículo pasa de estar en marcha a pararse ante un paso de cebra. Mientras el coche está en marcha y manteniendo una velocidad estable podemos ver que las predicciones son bastante acertadas (izquierda). Cuando el coche reduce la velocidad para pararse en el paso de cebra (centro) podemos ver que la predicción del filtro de Kalman supone una posición en la misma trayectoria, pero incorrecta ya que se encuentra más avanzado que la posición real. Finalmente, cuando el coche está parado (derecha), podemos ver que la posición del receptor GPS varía significativamente, probablemente debido a la posición debajo de los árboles, provocando que el filtro de Kalman no funcione como sería deseado. Para este último caso se podría emplear la velocidad del vehículo para evitar realizar el filtrado de Kalman si la velocidad es nula.

3.3.2. Curva ligera con arboleda



Fig. 13. Zona Urbana. Curva ligera con arboleda.

En la Fig. 13 se puede observar que si se realiza el filtrado de Kalman en una curva se obtendrá siempre algún desvío lateral, ya que el filtro que hemos empleado es lineal. Cuanto más severa sea la curva, más desviación existirá, y menos efectiva serán nuestras predicciones.

En el ejemplo se pueden ver que los primeros casos son más efectivos, pero en la curva aparece un desvío lateral. Además, al haber arboleda, no todos los datos del GPS se consideran de suficiente precisión, lo que tiene como consecuencia que el filtrado tenga que hacerse durante más tiempo, lo que acentúa a su vez la desviación lateral producida por la curva.

3.3.3. Edificios laterales

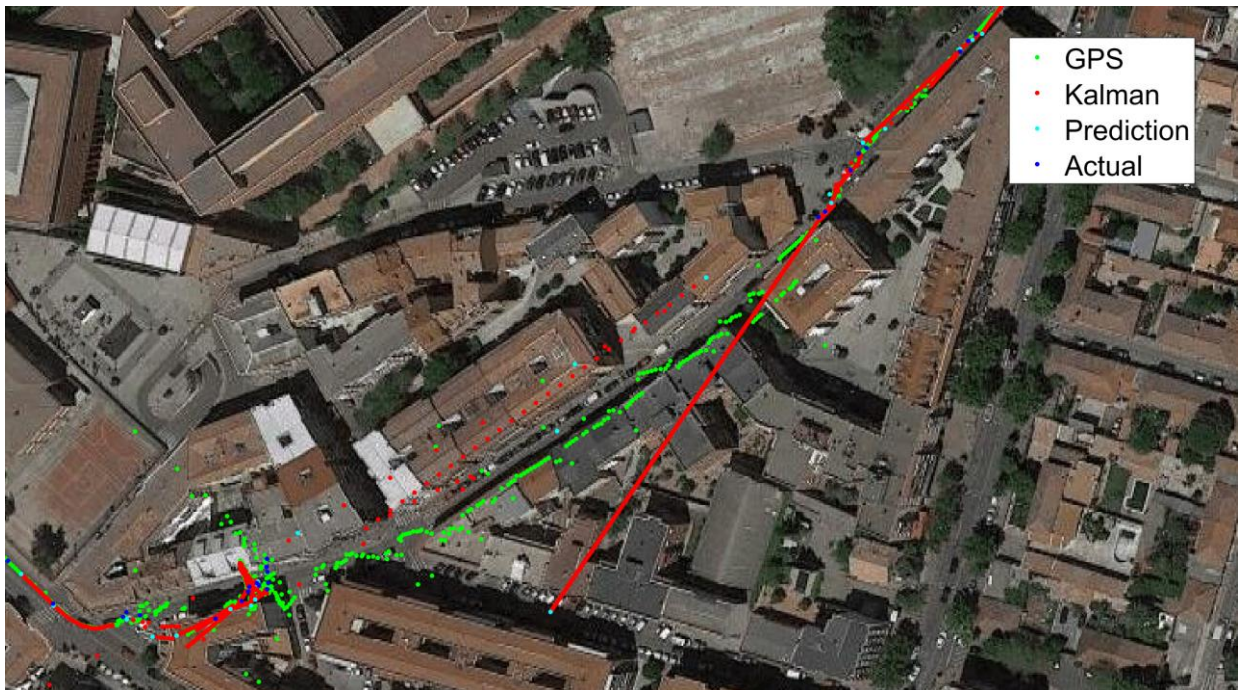


Fig. 14. Zona Urbana. Edificios Laterales.

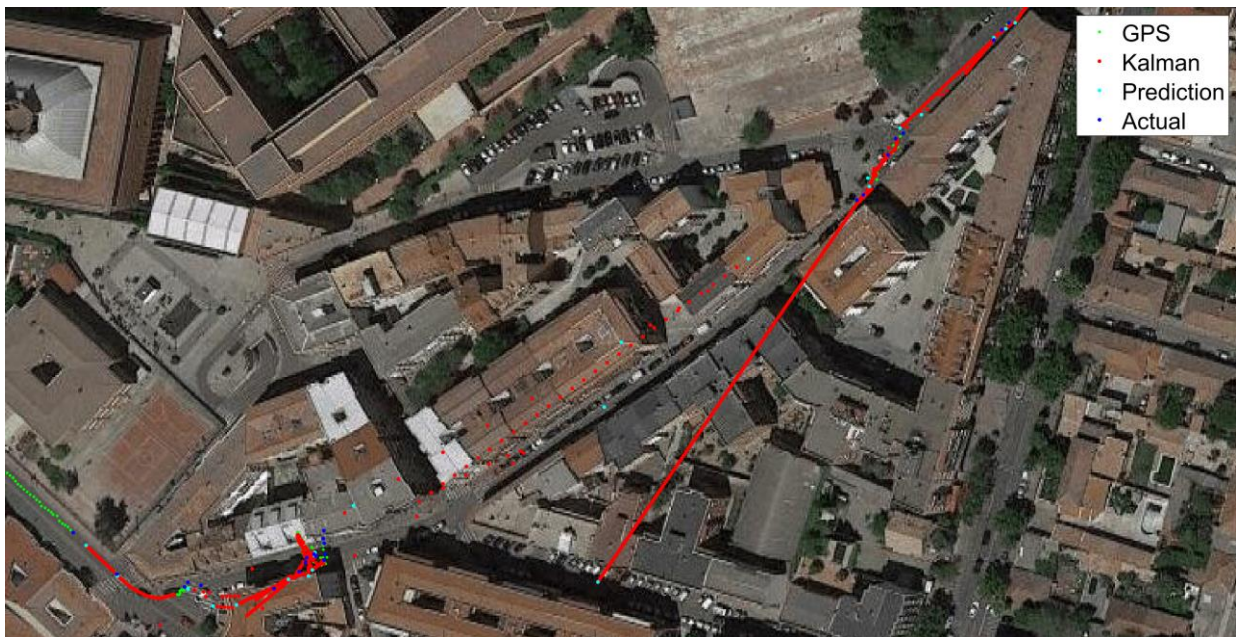


Fig. 15. Zona Urbana. Curva ligera con arboleda. Sólo posiciones usadas por el filtro de Kalman.

En la Fig. 14, podemos observar gran disparidad en la predicción de la posición a lo largo de toda la trayectoria. Esta variación es debida a que la gran mayoría de los datos del GPS han sido filtrados (Fig.15), ya que al vehículo estar entre edificios, el número de satélites GPS de los que el receptor puede obtener señal es reducido. Para estos casos habría que buscar un método alternativo de filtrado, además de modificar las características del filtro de Kalman para ser más resistente al ruido.

4. CONCLUSIONES

4.1. Visión general del trabajo

El objetivo principal de este trabajo ha sido determinar la eficacia de un sistema de navegación autónomo que use solamente los datos de posicionamiento GPS. Para poder realizar este estudio hemos explorado los Sistemas de Posicionamiento Global (GPS), identificando sus limitaciones, y tratando de encontrar formas con las que maximizar la usabilidad de los datos de posicionamiento. Esto se ha conseguido mediante el uso de filtros para eliminar aquellos datos ruidosos y usando el resto de los datos para formar una trayectoria mediante un Filtro de Kalman.

Se ha elegido usar un Filtro de Kalman de aceleración constante por su capacidad de realizar predicciones de la trayectoria del vehículo. Así mismo, se ha tenido que realizar un filtrado inicial para eliminar todos aquellos valores atípicos, ya que estos provocaban un funcionamiento no deseado del filtro de Kalman. Una de las principales dificultades de este trabajo ha sido encontrar el equilibrio entre los diferentes valores del filtro de Kalman, ya que el comportamiento de este cambia radicalmente dependiendo del vehículo y la zona por la que esté transitando.

4.2. Conclusiones sobre los resultados

Los resultados obtenidos en la aplicación de nuestros sistemas muestran diferentes grados de efectividad dependiendo del caso estudiado. Por norma general, mientras más corto sea el tramo en el cuál haya que realizar la predicción con el filtro de Kalman, mayor será la efectividad de este. Esto es debido a que el comportamiento del vehículo nunca es constante, ya que este girará, acelerará o frenará dependiendo de la situación de la carretera. Por ello, cuanto menor tiempo se tenga que realizar el filtrado, menor será la posibilidad de que estas variaciones introduzcan errores que hagan inválida nuestra predicción de la posición del vehículo. Este comportamiento se ve claramente reflejado en los resultados de la zona de carretera que obtuvimos en el apartado 3.2; en los casos en los que el filtrado se hace en un tramo corto en una zona con poca variabilidad de velocidad y/o orientación del vehículo, la predicción de la posición mediante el filtrado posee mayor precisión que la obtenida del receptor GPS. En cambio, si analizamos los casos opuestos, es decir, aquellos tramos largos con mayor variabilidad, se observa una predicción que se desvía significativamente de la posición real del vehículo.

También hay que comentar que la variación del comportamiento del vehículo será mucho mayor en zonas de ciudad, ya que, por norma general, habrá un mayor número de maniobras en un espacio de tiempo menor. Además, normalmente, en estas zonas también se obtendrá una precisión GPS considerablemente inferior debido a las características de las estructuras urbanas, acentuando los problemas a la hora de predecir la posición. Esto se ve claramente reflejado en nuestros resultados del apartado 3.3, en los que nos encontramos con unos datos muchos más ruidosos que aquellos de la zona de carretera. Esto nos impide predecir la posición del vehículo con suficiente precisión en la mayor parte de los casos, en contraste con los resultados obtenidos en zonas de carretera, en los que mayoritariamente se consigue realizar una predicción de la posición precisa.

4.3. Conclusiones generales

En base a los resultados obtenidos, considero que una navegación completamente autónoma de un vehículo en carretera no es posible si se usasen sólo los datos procedentes de un receptor GPS. Esto es debido a que a pesar de que gran parte de los resultados son favorables, existen también casos en los que el sistema no logra realizar una predicción correcta, como en curvas, puentes superiores con varios carriles, etc. Esto sería inaceptable en un sistema de navegación autónoma ya que podría ocasionar algún accidente de tráfico. No obstante, esto no significa que los resultados no sean positivos, al contrario, este estudio demuestra que la predicción de la posición a través de estos métodos puede ser útil en casos particulares. Con ello, se logra aumentar los casos en los que un sistema de navegación por GPS es efectivo a todas las zonas de carretera en las que no existan obstrucciones superiores de más de un carril de ancho y el vehículo mantenga una aceleración y direccionalidad con poca variación.

El problema principal que nos encontramos al intentar realizar un sistema de navegación autónomo usando solamente la navegación por GPS son las limitaciones de la tecnología en sí misma. Esto es debido a que la precisión de la posición proporcionada por el receptor GPS depende principalmente de fuentes de interferencia externas que son variables y que se suelen corresponder con estructuras urbanas como puentes, edificios, árboles, etc. El problema con estas interferencias es que no es posible predecirlas sin conocer la geometría de todos los elementos de la carretera y el comportamiento de la señal GPS a causa de dichos elementos.

Finalmente, si se propone usar un sistema de navegación autónoma en la que se use de forma secundaria la predicción de la posición por medio de GPS, se pueden identificar varias ventajas. Lo más importante es que las fuentes de errores de los sistemas GPS en comparación con otros sistemas de posicionamiento serán diferentes. Por ejemplo, un edificio lateral provocará una menor precisión en el posicionamiento GPS, pero no afectará a un sistema de visión que siga las líneas de la carretera. Sin embargo, si alguna de las líneas de la carretera está obstruida (está mal pintada, hay sombras...) esto afectará negativamente al sistema de visión, pero no al sistema GPS. Por tanto, en esos casos particulares cuando la navegación por medio de sistemas basados en GPS sería, en principio, más efectiva.

4.4. Trabajos Futuros

Para aumentar la efectividad del sistema habría sido interesante desarrollar sistemas alternativos de filtrado mediante técnicas de eliminación de valores atípicos. Con un filtrado así podríamos eliminar sólo aquellos datos atípicos, lo que supondría una mayor efectividad general del sistema. Se ha investigado en el trabajo filtrado mediante eliminación de valores con mucha desviación y también mediante filtros con medias móviles y Savitzky-Golay. La efectividad de estos filtros no ha conseguido ser aceptable por varias razones. La eliminación de valores con mucha desviación provocaba la eliminación de gran parte de los valores de posición, incluso aquellos que pueden considerarse adecuados. En cuanto al resto de los filtros, no se ha podido investigar su comportamiento a fondo y, por lo tanto, su eficacia está por determinar.

También sería interesante investigar la introducción de los valores de velocidad y la dirección del vehículo al cálculo de la predicción de la posición. En nuestras pruebas de implementación, se ha descubierto que con los datos que tenemos, la precisión de la velocidad y la dirección no eran satisfactorias y por ello se aplicaron diversos tipos de filtrado de datos. El problema principal es que en muchos de los casos en los que se pretendía aplicar el filtrado de Kalman para realizar la predicción de posición, los datos de velocidad y orientación del vehículo en ese momento no eran suficientemente precisos, ya que poseían muchos valores atípicos.

También podría desarrollarse la capacidad de adaptación sistema. Un sistema así podría modificar los valores del filtro de Kalman y del filtrado inicial dependiendo del lugar en el que el sistema considere que está el vehículo. Por ejemplo, se podrían establecer dos valores a las variables del sistema e intercambiar estos valores cuando se pase de una zona urbana a una de carretera, identificando el cambio de una zona a otra mediante la velocidad media en un periodo de tiempo por determinar.

5. MARCO REGULADOR Y ENTORNO SOCIOECONÓMICO

5.1. Marco Regulador

Dado el uso de datos de Posicionamiento Global y el ámbito de sistemas de transporte inteligentes (ITS), se aplican las siguientes normativas:

UNE-EN 16803-1:2016

Utilización del posicionamiento basado en GNSS para sistemas de transporte inteligentes (ITS). Parte 1: Definiciones y procedimientos de ingeniería del sistema para el establecimiento y la verificación del funcionamiento (Ratificada por AENOR en noviembre de 2016).

UNE-EN 303413 V1.1.1

Estaciones y Sistemas Terrestres de Satélite (SES); Receptores del Sistema Mundial de Navegación por Satélite (GNSS); Equipos de radio que funcionan en las bandas de frecuencias de 1.164 MHz a 1.300 MHz y de 1.559 MHz a 1.610 MHz; Norma armonizada que cubre los requisitos esenciales del artículo 3.2 de la Directiva 2014/53/UE. (Ratificada por la Asociación Española de Normalización en julio de 2017).

UNE-CEN/TR 16742:2014

Sistemas inteligentes de transporte. Directrices sobre privacidad en las normas y sistemas ITS en Europa. (Ratificada por la Asociación Española de Normalización en diciembre de 2017).

5.2. Entorno Socioeconómico

5.2.1. Presupuesto

Teniendo en cuenta el carácter de investigación de este proyecto, los sistemas desarrollados no tienen fines comerciales, sino que se pretende que este trabajo sea la base de futuras líneas de investigación. Por tanto, lo que se puede hacer es calcular el coste total del desarrollo de este proyecto.

Suponiendo que el coste medio de trabajo de un ingeniero junior en bruto en España es de 30€ por cada hora invertida y aproximando las horas trabajadas en este proyecto, se podrá conseguir el coste total del proyecto al multiplicar las horas trabajadas con el coste de la hora de un ingeniero.

La realización de este proyecto comenzó en el mes de diciembre de 2017 y se concluye en septiembre de 2018. Esto da lugar a una duración aproximada del trabajo de 9 meses. Teniendo en cuenta que el tiempo invertido en el proyecto semanalmente variará según la época del año, podemos obtener los resultados de la Tabla 5.

TABLA 5. COSTE PROYECTO

Mes	Horas diarias	Horas Mensuales	Coste Mensual (€)
Enero	1	31	930
Febrero	1,5	42	1.260
Marzo	2	62	1.860
Abril	2	60	1.800
Mayo	3	93	2.790
Junio	2	60	1.800
Julio	3	93	2.790
Agosto	3	93	2.790
Septiembre	4	100	3.000
Coste Total			14.430 €

5.2.2. Impacto Socioeconómico

Basado en el análisis de los resultados obtenidos, se puede proponer una aplicación en la cual el sistema desarrollado sea particularmente efectivo, en el caso de tener que usar sólo los datos del receptor GPS. La ventaja de un sistema así es su simplicidad, ya que sólo sería necesario instalar el receptor GPS y un ordenador de a bordo. Este tipo de sistema se aplicaría con mayor efectividad en entornos con las siguientes características: el movimiento del vehículo deberá ser principalmente en línea recta, con una velocidad uniforme y en un lugar en el que resulte difícil establecer la posición del vehículo por otros medios. Por ejemplo, dicho lugar puede que sea muy cambiante, haciendo difícil mapear el entorno para calcular la posición del vehículo. Por otro lado, si el lugar fuese muy homogéneo, esto dificultaría la capacidad de distinción entre diferentes posiciones del vehículo en dicho entorno. En ambos casos, las características del lugar complicarían el posicionamiento del vehículo utilizando otros sistemas como los que se basan en visión por ordenador o láser, entre otros.

Otra característica que el lugar debe tener para que la aplicación del sistema sea efectiva es que dicho lugar debe estar al aire libre para que el posicionamiento GPS sea lo más precisa posible. Teniendo en cuenta todas estas características podemos identificar una de las posibles aplicaciones de este sistema en el sector primario, como, por ejemplo, en un sistema de guiado de máquinas de plantación. Nuestro sistema ayudaría al guiado del vehículo en aquellos casos en los que la señal GPS se pierda momentáneamente por razones externas, como por ejemplo un sistema de regadío superior, o por razones meteorológicas, como un día nublado.

BIBLIOGRAFÍA

Navegación Autónoma

- [1] I. Reza y R. Siegwart, *Introduction to autonomous mobile robots*, 2ª ed. Cambridge Massachusetts: The MIT Press, 2011.

GPS

- [2] U.S. Government, “GPS: The Global Positioning System”, *GPS.gov*, 7-5-2018. [En línea]. Disponible en: www.gps.gov.
- [3] J. Stevens, J. M. Smith y R. A. Bianchetti, *GPS Error Sources*, 2012. [En línea]. Disponible en: <https://www.e-education.psu.edu/geog160/node/1924>
- [4] NovAtel, “BESTPOS”, *docs.NovAtel*, 7-2018. [En línea]. Disponible en: <https://docs.novatel.com/OEM7/Content/Logs/BESTPOS.htm>.
- [5] NovAtel, “BESTVEL”, *docs.NovAtel*, 8-2018. [En línea]. Disponible en: <https://docs.novatel.com/OEM7/Content/Logs/BESTVEL.htm>.

Coordenadas Geográficas

- [6] Ordnance Survey, “A guide to coordinate systems in Great Britain”, *OrdnanceSurvey.co.uk*, 2018, [En línea]. Disponible en: <https://www.ordnancesurvey.co.uk/docs/support/guide-coordinate-systems-great-britain.pdf>
- [7] National Geospatial-Intelligence Agency, “Grids and Reference Systems”, *Earth-info.nga.mil*, 2018, [En línea]. Disponible en: <http://earth-info.nga.mil/GandG/coordsys/grids/referencesys.html>
- [8] National Geospatial-Intelligence Agency, “World Geodetic System”, *NGA.mil*, 2018, [En línea]. Disponible en: <https://www.nga.mil/productsservices/geodesyandgeophysics/pages/worldgeodeticsystem.aspx>

Kalman Filter

- [9] F. Sansò, M. A. Brovelli, “A deterministic interpretation of the Kalman filter”, Politecnico di Milano, 2017.

MATLAB

- [10] Z. Bar-Yehuda, “zoharby/plot_google_map”, *MathWorks*, 9-4-2018. [En línea]. Disponible en: https://uk.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/27627-zoharby-plot_google_map
- [11] F. Beauducel, “LL2UTM and UTM2LL”, *MathWorks*, 30-1-2015. [En línea]. Disponible en: <https://uk.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/45699-ll2utm-and-utm2ll>
- [12] S. Nazari, “A Kalman Filter that tracks 2D objects”, *GitHub*, 28-6-2015. [En línea]. Disponible en: <https://github.com/snazari/TrackingKalmanFilter>

ANEXO I: CÓDIGO

1. Función Importación Datos

[illegible]

```

% Replace non-numeric text with NaN.
raw = repmat({''},length(dataArray{1}),length(dataArray)-1);
for col=1:length(dataArray)-1
    raw(1:length(dataArray{col}),col) = mat2cell(dataArray{col},
ones(length(dataArray{col}), 1));
end
numericData = NaN(size(dataArray{1},1),size(dataArray,2));
for
col=[1,6,8,9,10,12,15,17,18,19,20,22,23,24,25,26,27,28,29,30,31,32,33,34,35
]
    % Converts text in the input cell array to numbers. Replaced non-
numeric
    % text with NaN.
    rawData = dataArray{col};
    for row=1:size(rawData, 1)
        % Create a regular expression to detect and remove non-numeric
prefixes and
        % suffixes.
        regexstr = ' (?<prefix>.*?) (?<numbers>([
]*(\d+[\,\,]*)+[\.\,]{0,1}\d*[eEdD]{0,1}[-+]*\d*[i]{0,1})|([
]*(\d+[\,\,]*)*[\.\,]{1,1}\d+[eEdD]{0,1}[-+]*\d*[i]{0,1})) (?<suffix>.*) ' ;
        try
            result = regexp(rawData(row), regexstr, 'names');
            numbers = result.numbers;

            % Detected commas in non-thousand locations.
            invalidThousandsSeparator = false;
            if numbers.contains(',')
                thousandsRegExp = '^ \d+? (\, \d{3}) * \. {0,1} \d * $';
                if isempty(regexp(numbers, thousandsRegExp, 'once'))
                    numbers = NaN;
                    invalidThousandsSeparator = true;
                end
            end
            % Convert numeric text to numbers.
            if ~invalidThousandsSeparator
                numbers = textscan(char(strrep(numbers, ',', '')), '%f');
                numericData(row, col) = numbers{1};
                raw{row, col} = numbers{1};
            end
        catch
            raw{row, col} = rawData{row};
        end
    end
end
end

% Convert the contents of columns with dates to MATLAB datetimes using the
% specified date format.
try
    dates{2} = datetime(dataArray{2}, 'Format', 'dd.MM.yyyy.HH.mm.ss.SSS',
'InputFormat', 'dd.MM.yyyy.HH.mm.ss.SSS');
catch
    try
        % Handle dates surrounded by quotes
        dataArray{2} = cellfun(@(x) x(2:end-1), dataArray{2},
'UniformOutput', false);
        dates{2} = datetime(dataArray{2}, 'Format',
'dd.MM.yyyy.HH.mm.ss.SSS', 'InputFormat', 'dd.MM.yyyy.HH.mm.ss.SSS');
    catch
        dates{2} = repmat(datetime([NaN NaN NaN]), size(dataArray{2}));
    end
end

```

```

end
end
dates = dates(:,2);

%% Split data into numeric and string columns.
rawNumericColumns = raw(:,
[1,6,8,9,10,12,15,17,18,19,20,22,23,24,25,26,27,28,29,30,31,32,33,34,35]);
rawStringColumns = string(raw(:, [3,4,5,7,11,13,14,16,21]));

%% Replace non-numeric cells with NaN
R = cellfun(@(x) ~isnumeric(x) && ~islogical(x),rawNumericColumns); % Find
non-numeric cells
rawNumericColumns(R) = {NaN}; % Replace non-numeric cells

%% Make sure any text containing <undefined> is properly converted to an
<undefined> categorical
for catIdx = [1,2,4,6,7,9]
    idx = (rawStringColumns(:, catIdx) == "<undefined>");
    rawStringColumns(idx, catIdx) = "";
end

%% Create output variable
SecuenciaGPS24102014Mod1 = table;
SecuenciaGPS24102014Mod1.Number = cell2mat(rawNumericColumns(:, 1));
SecuenciaGPS24102014Mod1.Date = dates(:, 1);
SecuenciaGPS24102014Mod1.Command = categorical(rawStringColumns(:, 1));
SecuenciaGPS24102014Mod1.Port = categorical(rawStringColumns(:, 2));
SecuenciaGPS24102014Mod1.Sequence = rawStringColumns(:, 3);
SecuenciaGPS24102014Mod1.IdleTime = cell2mat(rawNumericColumns(:, 2));
SecuenciaGPS24102014Mod1.TimeStatus = categorical(rawStringColumns(:, 4));
SecuenciaGPS24102014Mod1.Week = cell2mat(rawNumericColumns(:, 3));
SecuenciaGPS24102014Mod1.Seconds = cell2mat(rawNumericColumns(:, 4));
SecuenciaGPS24102014Mod1.Status = cell2mat(rawNumericColumns(:, 5));
SecuenciaGPS24102014Mod1.b = rawStringColumns(:, 5);
SecuenciaGPS24102014Mod1.Receiver_Ver = cell2mat(rawNumericColumns(:, 6));
SecuenciaGPS24102014Mod1.SOL_Status = categorical(rawStringColumns(:, 6));
SecuenciaGPS24102014Mod1.vel_pos_type = categorical(rawStringColumns(:,
7));
SecuenciaGPS24102014Mod1.Latency_Znum = cell2mat(rawNumericColumns(:, 7));
SecuenciaGPS24102014Mod1.age_zletter = rawStringColumns(:, 8);
SecuenciaGPS24102014Mod1.hspd_northing = cell2mat(rawNumericColumns(:, 8));
SecuenciaGPS24102014Mod1.dir_easting = cell2mat(rawNumericColumns(:, 9));
SecuenciaGPS24102014Mod1.vspd_hgt = cell2mat(rawNumericColumns(:, 10));
SecuenciaGPS24102014Mod1.x_undulation = cell2mat(rawNumericColumns(:, 11));
SecuenciaGPS24102014Mod1.x_datumID = categorical(rawStringColumns(:, 9));
SecuenciaGPS24102014Mod1.x_NorthingDev = cell2mat(rawNumericColumns(:,
12));
SecuenciaGPS24102014Mod1.x_EastingDev = cell2mat(rawNumericColumns(:, 13));
SecuenciaGPS24102014Mod1.x_hgtDev = cell2mat(rawNumericColumns(:, 14));
SecuenciaGPS24102014Mod1.x_BeseID = cell2mat(rawNumericColumns(:, 15));
SecuenciaGPS24102014Mod1.x_diffAge = cell2mat(rawNumericColumns(:, 16));
SecuenciaGPS24102014Mod1.x_solAge = cell2mat(rawNumericColumns(:, 17));
SecuenciaGPS24102014Mod1.x_SatNum = cell2mat(rawNumericColumns(:, 18));
SecuenciaGPS24102014Mod1.x_SolSatNum = cell2mat(rawNumericColumns(:, 19));
SecuenciaGPS24102014Mod1.VarName30 = cell2mat(rawNumericColumns(:, 20));
SecuenciaGPS24102014Mod1.VarName31 = cell2mat(rawNumericColumns(:, 21));
SecuenciaGPS24102014Mod1.VarName32 = cell2mat(rawNumericColumns(:, 22));
SecuenciaGPS24102014Mod1.VarName33 = cell2mat(rawNumericColumns(:, 23));
SecuenciaGPS24102014Mod1.VarName34 = cell2mat(rawNumericColumns(:, 24));
SecuenciaGPS24102014Mod1.VarName35 = cell2mat(rawNumericColumns(:, 25));

```



```
% For code requiring serial dates (datenum) instead of datetime, uncomment
% the following line(s) below to return the imported dates as datenum(s).

%
SecuenciaGPS24102014Mod1.VarName2=datenum(SecuenciaGPS24102014Mod1.VarName2
);
```

2. Creación de Variables

```
%% manage raw data

n = height(GPS_3); % number of rows
BESTVEL = GPS_3(1:2:end,:); % odd matrix
BESTVELC = (BESTVEL.SOL_Status == 'SOL_COMPUTED');
BESTVELD = (BESTVEL.x_SolSatNum >= 8);
BESTVEL_original=BESTVEL;

BESTPOS = GPS_3(2:2:end,:); % even matrix
BESTPOSC = (BESTPOS.SOL_Status == 'SOL_COMPUTED');
BESTPOSD = (BESTPOS.x_SolSatNum >= 8);
BESTPOS_original=BESTPOS;

BESTVEL(not(BESTVELD),17:19)={NaN}; %Change here
BESTPOS(not(BESTPOSD),17:19)={NaN}; %-D for unsufficient
satellite removal or -C for uncomputed Removal

POS = BESTPOS(:, [9,15,17:19,29,22,23]); % time, Znum, northing,
easting, hgt, sat num, northing dev, easting dev
VEL = BESTVEL(:,17:19); % horizontal speed, direction,
vertical speed

time0=POS(1,1);
POS(:,1)=POS(:,1)-time0; %Start time at 0 seconds

SAT=POS(:,6);
X=POS(:,4);
Y=POS(:,3);

%ZONE=POS(:,2);

%L=length(X);
ZONE_=POS(1,2);
%ZONE(12997:1)=ZONE_;

X_dev=POS(:,8);
Y_dev=POS(:,7);

HEIGHT=POS(:,5);

DATA=[POS VEL]; %Join data
%DATA = DATA (DATA(:,6) >= 6, :); %Keep only data with more than
6 satellites used in computation

CM_idx=[X Y];
```

3. Bucle Principal

```

while t < F_frame %length(CM_idx)
    % load the image
    % img_tmp = double(imread(f_list(t).name));
    % img = img_tmp(:,:,1);
    % load the given tracking
    Q_loc_meas(:,t) = [ CM_idx(t,1); CM_idx(t,2)];

    %% do the kalman filter

    if ((isnan(Q_loc_meas(1,t))) || (isnan(Q_loc_meas(2,t))))
        % (
        X_dev(t)>2.5) || (Y_dev(t)>2.5) ||

        tinit=t;

        t=t-50;

        while isnan(CM_idx(t,:))
            t=t-1;
        end

        Q_loc_meas_f = [ CM_idx(t,1); CM_idx(t,2)];
        Q_estimate= [CM_idx(t,1); CM_idx(t,2); 0; 0];
        flag=0;
        f=0;
        while (flag==0)

            Q_loc_meas_f(:,t) = [ CM_idx(t,1); CM_idx(t,2)];
            % Predict next state of the vehicle with the last state
and predicted motion.
            Q_estimate = A * Q_estimate + B * u;
            predic_state = [predic_state; Q_estimate(1)] ;
            %predict next covariance
            P = A * P * A' + Ex;
            predic_var = [predic_var; P] ;
            % predicted vehicle measurement covariance
            % Kalman Gain
            K = P*C'*inv(C*P*C'+Ez);

            Q_estimate_prev=Q_estimate;
            % Update the state estimate.
            if ~isnan(Q_loc_meas_f(:,t))
                Q_estimate = Q_estimate + K *
(Q_loc_meas_f(:,t) - C * Q_estimate);
            end
            % update covariance estimation.
            P = (eye(4)-K*C)*P;

            %% Store data
            Q_loc_estimate = [Q_loc_estimate; Q_estimate(1:2)];
            vel_estimate = [vel_estimate; Q_estimate(3:4)];

            X_estimate = [X_estimate;Q_estimate(1)];
            Y_estimate = [Y_estimate;Q_estimate(2)];
        end
    end
end

```

```

        if (f==1)
            %calcX = X_inertial(t-1) +
vel_avg(t)*sin(head_avg(t));
            %calcY = Y_inertial(t-1) +
vel_avg(t)*cos(head_avg(t));
            %X_inertial = [X_inertial; calcX];
            %Y_inertial = [Y_inertial; calcY];
        end

        if (f==0)
            X_inertial = [X_inertial;CM_idx(t,1)];
            Y_inertial = [X_inertial;CM_idx(t,2)];
            f=1;
        end

        if
((~isnan(Q_loc_meas_f(1,t)))&&(~isnan(Q_loc_meas_f(2,t)))&&(uint32(t)>uint3
2(tinit+1))) % ( X_dev(t)<5)&&(Y_dev(t)<5)&&

            X_estimate = X_estimate(1:end-1,:);
            Y_estimate = Y_estimate(1:end-1,:);

            X_estimate =
[X_estimate;Q_estimate_prev(1)];
            Y_estimate =
[Y_estimate;Q_estimate_prev(2)];

            X =
[Q_estimate_prev(1),Q_estimate_prev(2);CM_idx(t,1),CM_idx(t,2)];
            d = pdist(X,'euclidean');
            error=[error;d];
            error_X=[error_X;Q_estimate_prev(1)];
            error_Y=[error_Y;Q_estimate_prev(2)];
            actual_X=[actual_X;CM_idx(t,1)];
            actual_Y=[actual_Y;CM_idx(t,2)];
            dev_x=[dev_x;X_dev(t)];
            dev_y=[dev_y;Y_dev(t)];

            error_dev_X=[error_dev_X;Q_estimate_prev(1)-CM_idx(t,1)];
            error_dev_Y=[error_dev_Y;Q_estimate_prev(2)-CM_idx(t,2)];
            times=[times;t];
            flag=1;
        end

        t=t+1;
    end

    else
        t=t+1;
    end

end

```